

平成 28 年度修士論文

非線形カルマンフィルタを用いた  
空気圧ゴム人工筋のオンライン収縮率推定

学籍番号 : 1532028

名前 : 小玉 隆志

指導教員 : 小木曾 公尚 准教授

指導教員 : 新 誠一 教授

日付 : 2017 年 2 月 14 日

## 概 要

空気圧アクチュエータの一種に McKibben 型空気圧ゴム人工筋がある．このアクチュエータは，軽量，柔軟，耐環境性に優れ，出力重量比が大きいという特徴からリハビリ装置のような福祉機器やロボットのアクチュエータとして期待される．これらの機器を実現するためには，正確な位置決め制御や力制御をおこなう必要がある．従来研究の多くは，レーザー変位計やプーリーを伴うエンコーダなどの計測装置を用いる．しかし，人工筋システム全体の重量やコストを増加させ，人工筋の特徴を無駄にする．論文で用いる数理モデルは，人工筋や電磁弁による非線形特性を考慮した厳密な非線形ハイブリッド系によって構成され，電磁弁を含む一本の人工筋に負荷を加わる系を表現しており，全圧力帯域における人工筋の特性を表せる．またこのモデルは，過渡応答に影響を与える未知パラメータを4つ持ち，事前に観測値から適切なパラメータを推定することにより，動特性を正確に表す．しかしながら，全ての動特性に対し，適切なパラメータを事前に推定することは困難であるため逐次的に推定する手法が必要である．

そこで本論文では，精密な数理モデルを用い，状態推定をおこなうことで，人工筋モデルの状態の一つである収縮率と未知パラメータの同時推定をおこない，位置計測のセンサレス化を試みる．まず，この非線形ハイブリッド系に対し，非線形カルマンフィルタによる状態推定の有効性を確認する．具体的には，実機から得られた観測値を用い，オフラインで Ensemble Kalman Filter (EnKF) と Unscented Kalman Filter (UKF) を異なる人工筋に適用し，推定精度と演算時間の二点を比較し，人工筋システムに対する有効性を確認する．そして，実機上でオンライン実装をおこない，計算機上のオフラインで確認した推定精度，演算時間の二点において評価をおこなう．続いて，推定する状態を拡張し，未知パラメータを状態と同時推定することで，逐次的にパラメータの修正がおこなわれ，収縮率の推定精度が向上するよう検討する．具体的には，未知パラメータを UKF の状態値の一部とし，状態推定をおこなう．この際に，桁落ちを防ぐため未知パラメータの対数化をおこない，推定結果を従来手法により求められた推定結果と比較し妥当性を検証した．

# 目次

<b>第1章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	社会的背景 . . . . .	1
1.2	McKibben 型空気圧ゴム人工筋 . . . . .	2
1.3	従来研究 . . . . .	2
1.4	本論文の目的 . . . . .	4
1.5	本論文の構成 . . . . .	4
<b>第2章</b>	<b>空気圧ゴム人工筋システム</b>	<b>5</b>
2.1	数理モデル . . . . .	5
2.2	モデルパラメータの推定 . . . . .	6
2.3	実験装置の外観と構成 . . . . .	6
<b>第3章</b>	<b>収縮率の推定</b>	<b>10</b>
3.1	非線形カルマンフィルタによる収縮率推定 . . . . .	10
3.1.1	Unscented Kalman Filter . . . . .	11
3.1.2	Ensemble Kalman Filter . . . . .	13
3.2	オフライン収縮率推定による検証 . . . . .	15
3.2.1	非線形カルマンフィルタの設定 . . . . .	15
3.2.2	推定結果と考察 . . . . .	18
3.3	オンライン収縮率推定の検証 . . . . .	25
3.3.1	実装時の設定 . . . . .	25
3.3.2	推定結果と考察 . . . . .	26
<b>第4章</b>	<b>未知パラメータと収縮率の同時推定</b>	<b>30</b>
4.1	同時推定法 . . . . .	30
4.2	UKF による同時推定 . . . . .	30
4.2.1	実験概要と UKF の設定 . . . . .	31
4.2.2	推定結果と考察 . . . . .	32
4.3	対数化 UKF による同時推定法 . . . . .	36
4.3.1	対数化 UKF . . . . .	36

---

4.3.2	実験概要と対数化 UKF の設定 . . . . .	36
4.3.3	推定結果と考察 . . . . .	37
第 5 章	終わりに . . . . .	40
5.1	まとめ . . . . .	40
5.2	今後の課題と展望 . . . . .	40
参考文献		41
業績リスト		43
付録 A	空気圧ゴム人工筋の数値モデル . . . . .	44
A.1	人工筋の収縮力 . . . . .	44
A.2	負荷の運動方程式 . . . . .	44
A.3	圧力に依存するクーロン摩擦 . . . . .	45
A.4	人工筋の体積 . . . . .	45
A.5	人工筋の圧力変化 . . . . .	45
A.6	制御弁を通過する質量流量 . . . . .	46

# 目 次

1.1	PAM structure . . . . .	3
2.1	schematic of PAM system . . . . .	6
2.2	commercial PAMs used in the verification. . . . .	7
2.3	experimental apparatus of the PAM system . . . . .	8
2.4	structure of experimental apparatus of the PAM system . . . . .	8
3.1	block diagram of PAM system . . . . .	10
3.2	UKF estimation schematic . . . . .	12
3.3	EnKF estimation schematic . . . . .	14
3.4	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2a) [V] was inputted. . . . .	19
3.5	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2b) [V] was inputted. . . . .	20
3.6	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2c) [V] was inputted. . . . .	20
3.7	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2d) [V] was inputted. . . . .	21
3.8	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of DMSP-20-200N when (3.3a) [V] was inputted. . . . .	23
3.9	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of DMSP-20-200N when (3.3b) [V] was inputted. . . . .	23
3.10	time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of DMSP-20-200N when (3.3c) [V] was inputted. . . . .	24
3.11	estimation result of TAA10 . . . . .	27
3.12	estimation result of DMSP-10-250N . . . . .	28
3.13	estimation result of DMSP-20-200N . . . . .	29
4.1	input voltage and output pressure . . . . .	32
4.2	simultaneously estimation using UKF when step signal was inputted	33
4.3	input voltage and output pressure . . . . .	34

4.4	simultaneously estimation using UKF when sinusoidal signal was inputted . . . . .	35
4.5	simultaneously estimation using log normalized UKF . . . . .	38
4.6	input voltage and output pressure . . . . .	39
4.7	comparison of unknown parameters distribution of 282 sample points with estimation value . . . . .	39

# 表 目 次

1.1	comparison of actuators . . . . .	2
2.1	detail of experimental apparatus of the PAM system . . . . .	9
3.1	initial state value of the Kalman filter parameters. . . . .	16
3.2	scaling parameter $\gamma$ of the UKF. . . . .	16
3.3	parameter settings of the PAMs with $M = 1.0$ [kg]. . . . .	17
3.4	TAA10 result. . . . .	18
3.5	FESTO estimation result. . . . .	22
3.6	initial state value of UKF Parameters. . . . .	25
3.7	estimation result. . . . .	26
A.1	variables and Parameters of PAM system . . . . .	47

# 第 1 章 はじめに

本章は，空気圧ゴム人工筋が社会的に必要である場面を述べ，McKibben 型空気圧ゴム人工筋の構成を説明し，空気圧ゴム人工筋に対する従来研究を紹介する．そして，本論文の目的と本論文の構成を述べる．

## 1.1 社会的背景

現在の日本における 65 歳以上の高齢者人口は 3281 万人で，総人口に占める割合は 26.2 % となり，人口，割合共に過去最高である<sup>1)</sup>．これは，昭和 22 ～ 24 年の第一次ベビーブーム期に出生したいわゆる団塊の世代のうち，昭和 24 年生まれが新たに 65 歳に達したことによるものだと考えられる．この高齢者人口の増加に伴い，要介護認定者の数も年々増加にある<sup>2)</sup>．一方で，需要に対して介護職の人手不足が問題である．また，先の関東大震災に加え，2020 年にせまる東京オリンピックに向けて，建設業界では重大な人手不足である．介護業界，建設業界の人手不足の原因として，介護支援や荷役作業などの重労働による負担から，作業従事者が限られる点が挙げられる．人手不足を解決するために，要介護者の自立支援や負担軽減が求められる．

自立支援や負担軽減を目的に，リハビリテーション機器，パワーアシスト装具，および，介護支援ロボットの開発が進められている．しかしながら，従来の福祉機器は，金属部品を多く使用するため，人と衝突した際に怪我をさせる危険がある．このため，安全性の高いアクチュエータが求められる．一般的なアクチュエータは，電気，水圧，油圧，空気圧などを動力とする (Table 1.1)．電気，油圧，水圧を用いるアクチュエータは，大部分が金属製品で構成されるため，福祉機器に用いる場合，衝突時に危険が伴う．一方，空気圧を動力とする空気圧ゴム人工筋は，軽量で柔軟な性質を持ち，衝突時でも安全性が高い．ゆえに，福祉機器などのアクチュエータとして，空気圧ゴム人工筋が有用であると考えられる．



Table 1.1: comparison of actuators

動力	電気	油圧	水圧	空気圧
長所	制御が容易	高出力	環境に優しい	柔軟で軽量
短所	防塵, 防水対策	環境汚染の心配	ポンプの設置	圧縮機の設置
具体例	サーボモータ	油圧シリンダ	水圧シリンダ	空気圧シリンダ 空気圧ゴム人工筋
適用例	産業用ロボット	建設機械	医療機器 食品加工装置	福祉機器 軽量ロボット

## 1.2 McKibben 型空気圧ゴム人工筋

McKibben 型空気圧ゴム人工筋 (McKibben Pneumatic Artificial Muscle, 以下空気圧ゴム人工筋) は, 1950 年代後半に Joseph McKibben によって開発された. 空気圧ゴム人工筋は中央にゴムチューブがあり, 周りをプラスチック製メッシュが包むような構造である. このゴムチューブに圧縮空気に注入することで, ゴムチューブが風船のように膨張する. しかし, この時メッシュは伸縮しないため, メッシュの編み込み角度が増加し, ゴムチューブは, 半径方向に膨張し, 長軸方向に収縮し, 長軸方向に収縮力が発生する (Fig. 1.1). 逆に, ゴムチューブ内部から圧縮空気を排出することで, メッシュの編み込み角度が減少し, ゴムチューブは半径方向に収縮し, 長軸方向に膨張する. 排出時は, 圧縮空気が自然排出されるため, 空気圧ゴム人工筋自体は力を発生しない. このように収縮, 膨張する時, メッシュ繊維同士やゴムチューブとメッシュ繊維間の摩擦, 内部空気の流入出の切替えのために, 空気圧ゴム人工筋は複雑な非線形性を持つ. この空気圧ゴム人工筋の長所は, ゴムチューブやプラスチック製のメッシュによりできているので軽量, 柔軟であり, 動力が空気なので漏れだしても人体に対して安全, 圧縮空気により動くため単位重量あたりの出力が大きい, アクチュエータ自身には電子回路を用いないため防水, 防塵性が高いという点があげられる. これらの長所から, 空気圧ゴム人工筋は, リハビリテーション機器やパワーアシスト装具, ロボット用アクチュエータなどが提案され, 現在開発が進められている. しかし, 現在の空気圧ゴム人工筋を用いた機器は, 先に述べた複雑な非線形性が原因で, 一部の圧力帯域のみで使用される. このため, 空気圧ゴム人工筋を汎用的なアクチュエータとして用いるために, 従来研究でモデル化や制御において様々な試みが行われている.

## 1.3 従来研究

空気圧ゴム人工筋, および, 駆動に必要な制御弁の機器の挙動を数理モデルにより表現する研究が行われている. 空気圧ゴム人工筋の収縮力を内圧, 体積変化率と人工筋の長さから表した研究<sup>3)</sup>, 制御弁内の流れと空気圧ゴム人工筋の体積

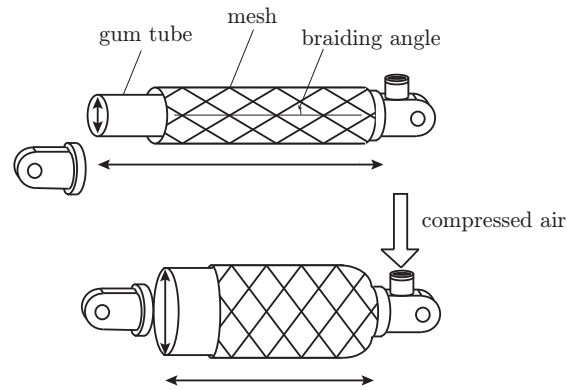


Fig. 1.1: PAM structure

変化から制御弁と空気圧ゴム人工筋の関係をモデル化する研究<sup>4)</sup>，空気圧ゴム人工筋のヒステリシスをクーロン摩擦から発生すると考えた研究がある<sup>5)</sup>．また，空気圧ゴム人工筋の制御設計に関する研究として，適応極配置制御<sup>6)</sup>，ゲインスケジューリング制御<sup>7)</sup>，モデル予測制御<sup>8)</sup>を用いた研究がある．

モデル化と制御に関する従来研究では，非線形性を無視あるいは線形近似しているため，全圧力帯域における制御仕様を満たさないおそれがある．そのため，壺東ら<sup>9)</sup>は，全圧力帯域における制御仕様を満たすために，第一原理に基づき妥当な数理モデルを提案し，非線形性を可能な限り配慮したハイブリッドモデルであることが特徴である．さらにこの数理モデルは，汎用性を高めるため，負荷が時変となる状況を考慮した，負荷に依存するパラメータ，および空気圧ゴム人工筋自体の個体差を考慮したパラメータから構成される．パラメータは，従来試行錯誤的に求められていたが，既に得られているパラメータを教師学習データとする判別機(サポートベクターマシン)を作成し，人工筋毎の未知パラメータの境界を作成した<sup>10)</sup>．更に，この境界内部で探索をおこなう粒子群最適化法を用いた推定手法<sup>11)</sup>により高精度かつ短時間でのパラメータ推定が行われた．これらの先行研究によって，空気圧ゴム人工筋の全圧力帯域を網羅した，数理モデルが実用可能な領域に達したと考えられる．一方，この数理モデルを用いるためには逐次的に収縮率と内圧を用意する必要がある．現状，内圧は，圧力センサによって，収縮率は，レーザ変位計によって計測されている．しかし，実際に空気圧ゴム人工筋システムを機器に組み込む場合，システム全体のコストや重量が増加してしまい，人工筋自体の特徴が犠牲となってしまう．この課題を解決するために，センサレス化が重要である．そこで，センサ値から収縮率を求める代わりに，従来の状態推定法により，収縮率を逐次的に求め，センサレス化の試みは今後のシステム制作には欠かせない．また，各人工筋が持つ未知パラメータは，人工筋の動作によって異なり，また，人工筋自体の経年劣化などにより常に最適な値を事前に与えるのは難しい．そこで，未知パラメータと収縮率を同時推定することで，状態にあわせて未知パラメータを逐次的に修正し，よりロバストな人工筋システムの構築

が期待できる.

## 1.4 本論文の目的

本論文の目的は, 複数の空気圧ゴム人工筋に対し, オフライン上で非線形カルマンフィルタによる収縮率推定をおこない, 比較検討することで, 人工筋システムに対して有効な推定手法を検討する. また, オンライン上で収縮率推定をおこなうことで, 実システム上での有効性を検討する. 続いて, 収縮率だけでなく未知パラメータを同時に推定し, 他のパラメータ推定手法と比較することで, 未知パラメータの逐次的な修正による収縮率推定精度向上を検討する.

## 1.5 本論文の構成

本論文の構成について述べる. 第2章では, 空気圧ゴム人工筋の数理モデル<sup>12)</sup>および, パラメータ推定手法<sup>11)</sup>を紹介する. 第3章では, 状態推定法(UKF, EnKF)のアルゴリズムを説明した後, オフライン上でUKFとEnKFにより2種類の空気圧ゴム人工筋の収縮率を推定し, 観測値との比較による推定精度と演算時間の2点から有効な推定手法の検討を行う. そして, UKFを実機に組み込みオンライン上で収縮率推定の検討をおこなう. 第4章では, 幾つかのUKFによる未知パラメータと状態の同時推定アルゴリズムを説明した後, 収縮率は, 観測値と推定値の誤差から推定精度の評価をおこない, 未知パラメータは, 同時推定により得られた推定値と文献11)によって得られる未知パラメータとの比較をおこなう. 第5章では, 本論文のまとめと今後の課題, 展望を示す.

# 第2章 空気圧ゴム人工筋システム

本章は，空気圧ゴム人工筋システムの数理モデル<sup>12)</sup> および，パラメータの推定手法<sup>11)</sup> を紹介し，実機実験に用いる人工筋システムを説明する．

## 2.1 数理モデル

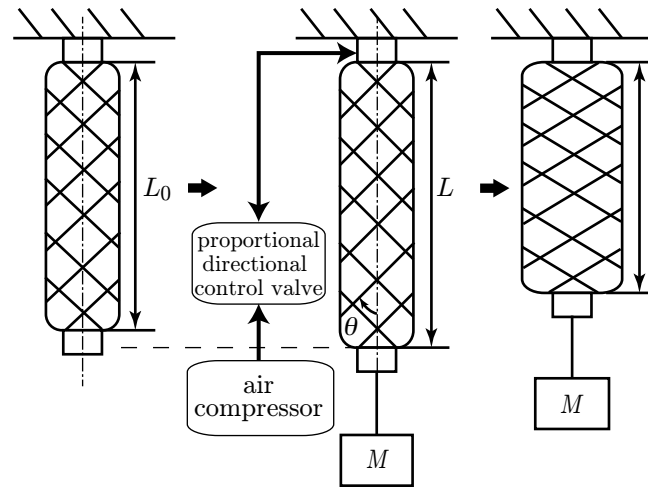
本論文で対象とする空気圧ゴム人工筋システムの概略図を Fig. 2.1 に示す．このシステムの状態方程式は，状態変数  $\mathbf{x} = [\epsilon \dot{\epsilon} P]^T \in \mathbb{R}^3$  で定義される，12 個の非線形なサブシステムを有するハイブリッドモデルで表せる．

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}_\sigma(\mathbf{x}(t), u(t)) \text{ if } \mathbf{x}(t) \in \mathcal{X}_\sigma \quad (2.1a)$$

$$\mathbf{y}(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) \quad (2.1b)$$

ここで，時間  $t \in \mathbb{R}^+$ ，入力変数  $u \in \mathcal{U} \subset \mathbb{R}$ ，出力変数  $\mathbf{y} = [\epsilon P]^T \in \mathbb{R}^2$ ，サブシステムの指標  $\sigma \in \Sigma = \{1, 2, \dots, 12\}$  とし，集合  $\mathcal{X}_\sigma \subset \mathbb{R}^3$  は，切替条件を規定する状態の部分集合である．この系は，任意定数の  $\bar{u} \in \mathcal{U}$  に対してある  $\sigma$  が一意に存在し， $\mathbf{f}_\sigma([\bar{\epsilon} \ 0 \ \bar{P}]^T, \bar{u}) = 0$  を満たす．任意の人工筋において変化するパラメータは，弾性係数  $K(M)[\text{N/m}^3]$ ，人工筋のメッシュ角度  $\theta(M)[\text{rad}]$ ，収縮率の補正係数  $C_{q1}(M)[-]$ ,  $C_{q2}(M)[1/\text{Pa}]$ ，クーロン摩擦係数  $c(M)[\text{N}]$ ，流量制御弁断面積  $A_0[\text{m}^2]$ ，ポリトロプ指数  $\gamma_1, \gamma_2[-]$ ，粘性摩擦係数  $c_v[\text{Ns/m}]$  である (Table A.1 参照)．

パラメータ  $K(M), \theta(M), C_{q1}(M), C_{q2}(M), c_c(M)$  は，負荷  $M$  に依存し，定常特性に影響を与える． $A_0, k_1, k_2, c_v$  は，過渡特性に影響を与える．このため，定常特性と過渡特性に関して，別々にパラメータを推定している．(2.1) を構成する物理式の詳細は，付録 A に示す．

Fig. 2.1: schematic of PAM system <sup>12)</sup>

## 2.2 モデルパラメータの推定

空気圧ゴム人工筋システムの数理モデル (2.1) は、物理現象に基づき導出された数理モデルであるため、実測できない未知パラメータを9つ持つ。このパラメータの精度によりモデル精度が変わるため、高精度なパラメータ推定が必要である。また、人工筋は、手作りであるため個体差があり、人工筋が変わるごとにパラメータ推定をおこなう必要がある。以上から、短時間で高精度なパラメータ推定をおこなう手法が必要である。そこで先行研究 <sup>11)</sup> は、サポートベクターマシン (SVM) により人工筋のパラメータの初期探索範囲探を指定し、多点探索アルゴリズム (Particle Swarm Optimization (PSO)) を用いることでパラメータを推定する手法が提案された。これは、まず5種類の異なる人工筋から得られる観測値と人工筋のシミュレーションにより得られる状態値の誤差を取り、一定の値以下になる未知パラメータを教師データとして多量収集する。そして、教師データからSVMを用いることで人工筋毎に異なる未知パラメータの空間を特定した。このパラメータ空間を探索範囲として与え、非線形計画問題を解くことで最適な値を求めた。これにより従来1つの人工筋に対する9つの未知パラメータを探索するのに1週間近くかかっていたところを、1時間程度で高精度なパラメータ推定をおこなうことができるようになった。

## 2.3 実験装置の外観と構成

本論文で用いる人工筋は、Fig. 2.2に示す3種類である (TAA10, DMSP-20-200N, DMSP-10-250N)。実験装置の外観を Fig. 2.3, 構成を Fig. 2.4, 構成する機器の詳細を Table 2.1 に示す。この実験装置の入力  $u$  は、比例流量制御弁への指令電圧であり、出力  $y$  は、圧力計から得られる人工筋の内圧  $P$ 、レーザ変位計から得られる人工筋

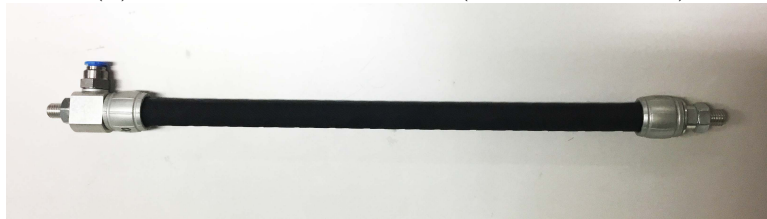
の長さ (収縮率  $\epsilon$ ) である。この時に行われる 1 ステップの流れは、計測用の PC から指令値を AD/DA ボードへ与え、指令電圧に変換される。そして、指令電圧を比例流量制御弁へ与え、コンプレッサーから空気を人工筋に流入する。そして、人工筋の内圧は、圧力計から、長さ (収縮率) をレーザ変位計から計測し、AD/DA ボードを経由し、計測用 PC にて保存される。本論文では、保存されたデータを観測値として用いる。



(a) ActiveLink TAA10 ( $\phi 10$  mm, 0.25 m)



(b) FESTO DMSP-20-200N ( $\phi 20$  mm, 0.20 m)



(c) FESTO DMSP-10-250N ( $\phi 10$  mm, 0.25 m)

Fig. 2.2: commercial PAMs used in the verification.

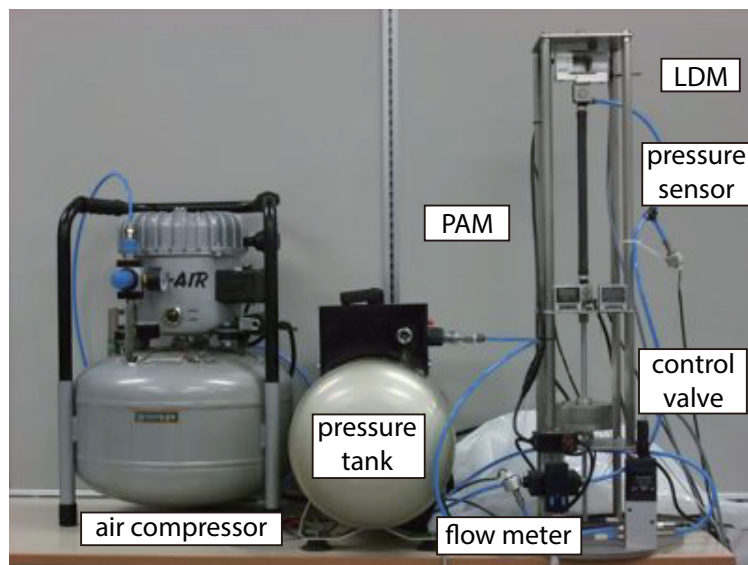


Fig. 2.3: experimental apparatus of the PAM system

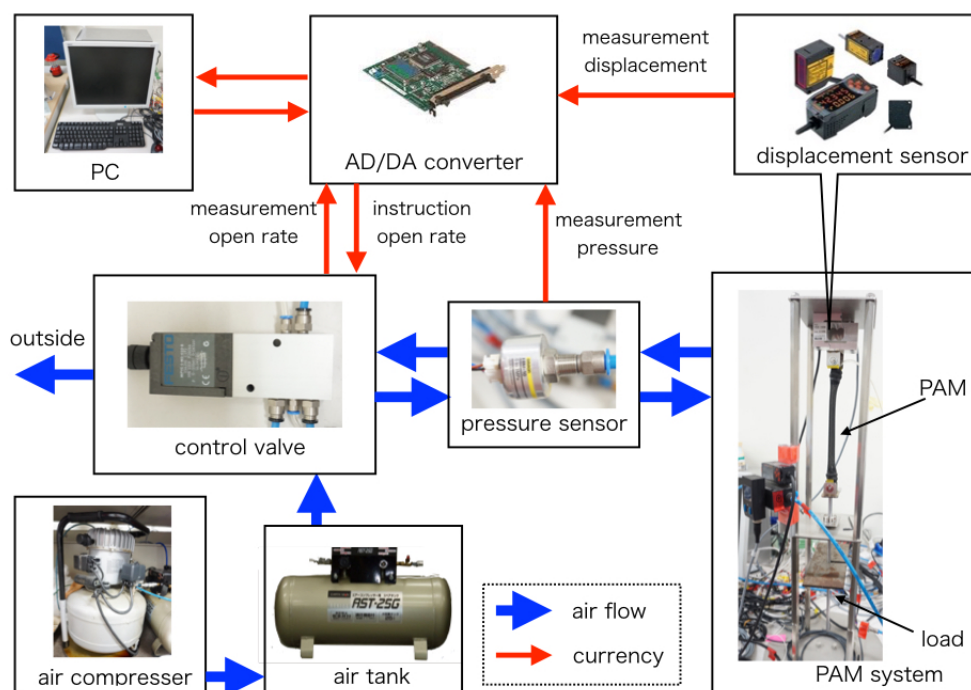


Fig. 2.4: structure of experimental apparatus of the PAM system

Table 2.1: detail of experimental apparatus of the PAM system

Name	Specifications
PAM	TAA10, Activelink, length: 250 [mm], diameter: 10 [mm].  DMSP-20-200N, FESTO, length: 200 [mm], diameter: 20 [mm].  DMSP-10-250N, FESTO, length: 250 [mm], diameter: 10 [mm].
Solenoid valve	MPYE-5-M5-010-B, FESTO, 5/3-way valve, critical frequency: 125 [Hz].
Laser displacement meter (LDM)	ZX-LD300L, ZX-LDA11-N, Omron, optical resolution: 0.3 [mm].
Pressure sensor	E8M-10, Omron, range: 0 ~ 1 [MPa].
Flow meter	SAB-10U-WQ8-2SV-M12, FESTO, range: 0.1 ~ 10 [l/min].
Pressure tank	AST-25G, EARTH MAN, tank: 25 [L].
Air compressor	6-25, JUN-AIR, tank: 25 [L], displacement: 60 [L/min].
PC for online estimation	VineLinux5.0 + PREEMPT RT, CPU: 2.7 [GHz], memory: 4 [GB], homebuilt.
PC for offline estimation	OSX 10.11.6, CPU: 3.2 [GHz], memory: 16 [GB], iMac.



## 第3章 収縮率の推定

本章は，非線形カルマンフィルタを用いた空気圧ゴム人工筋システムの収縮率推定について説明する．本論文で用いる数理モデルの非線形ハイブリッド系に対する収縮率推定手法の適用法について説明し，オフライン，オンラインによる収縮率推定をおこない，結果の比較と考察をおこなう．

### 3.1 非線形カルマンフィルタによる収縮率推定

本論文で用いる人工筋システムの数理モデルのブロック線図を，Fig. 3.1 に示す<sup>12)</sup>．これより，入力に比例流量制御弁へ指令電圧を与た際に，出力に内圧と収縮率が同時に出力されることがわかる．また，内圧と収縮率の間に依存関係があるため，内圧を観測値に用いることで，状態推定手法から収縮率を推定することが期待できる．

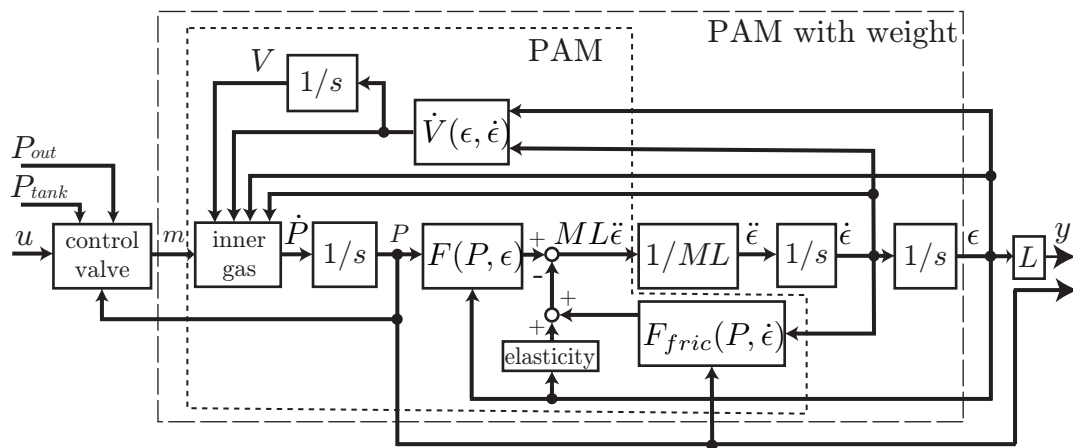


Fig. 3.1: block diagram of PAM system

一般的な逐次状態推定法の1つに Kalman Filter (KF) がある。これは制御対象の正確な数理モデルおよび、制御対象に加わる正規性白色雑音の大きさが与えられている場合、1ステップ前の状態値と誤差共分散行列から次のステップの状態値と誤差共分散行列を推定する手法である。しかし、KF は線形システムを対象にしており、本論文で用いる非線形性ハイブリッド系を対象にすることは、難しい。そこで本論文では、数理モデルに対して近似を施すのではなく、状態変数を統計的に近似し、推定する Unscented Kalman Filter (UKF) と Ensemble Kalman Filter (EnKF) の適用と比較をおこなう。これにより本論文で用いる空気圧ゴム人工筋を表す複雑な非線形ハイブリッドモデルに対して、有効な推定手法を検討する。

各手法に用いる人工筋システムの離散化モデルを以下に示す。

$$x(k+1) = f_{\sigma}(x(k), u(k)) + v(k) \text{ if } x(k) \in \mathcal{X}_{\sigma} \quad (3.1a)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + w(k) \quad (3.1b)$$

これは、(2.1) をルンゲクッタ法により離散化をおこない、プロセスノイズ  $v \in \Re^5$  (平均値 0, 共分散行列  $Q$ )、観測ノイズ  $w \in \Re$  (平均値 0, 共分散行列  $R$ ) を加え、観測値を内圧値  $P$  のみにし、再構成した式である。

### 3.1.1 Unscented Kalman Filter

Unscented Kalman Filter (UKF) は、非線形システムを線形化することなく、システムの状態値の分布をシグマポイントと呼ばれる少数個の統計量によって近似し、逐次的に状態を推定する状態推定法の一つである<sup>13)</sup>。具体的には、Fig. 3.2 に示すように、1時刻先の状態を推定する際に、シグマポイントと呼ばれる平均と分散からなる標本点を数理モデルにより遷移させる。そして遷移して得られた値が正規分布に従うという仮定のもと平均と分散を再計算することで、1時刻先の状態を推定する。

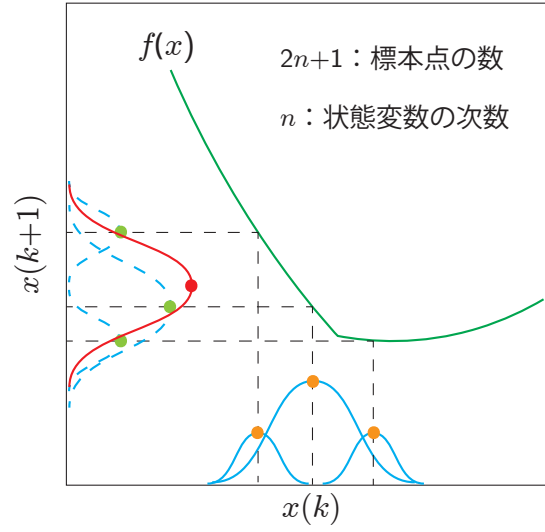


Fig. 3.2: UKF estimation schematic

UKF の手順<sup>14)</sup>(シグマポイントの導出, 予測ステップ, 修正ステップ)を以下に示す.

#### シグマポイントの導出

$\mathbf{P}(k)$ ,  $\hat{x}(k)$  から標本点となるシグマポイント  $\mathcal{X}_i(k)$ ,  $\{i = 0, 1, 2 \dots n\} (n = 3)$  を導出する.

$$\begin{aligned}\mathcal{X}_0(k) &= \hat{x}(k) \\ \mathcal{X}_i(k) &= \hat{x}(k) + (\sqrt{(n + \kappa)\mathbf{P}(k)})_i \\ \mathcal{X}_{i+n}(k) &= \hat{x}(k) - (\sqrt{(n + \kappa)\mathbf{P}(k)})_i\end{aligned}$$

ここで,  $(\sqrt{(n + \kappa)\mathbf{P}(k)})_i$  は,  $(n + \kappa)\mathbf{P}(k)$  の平方根行列における  $i$  番目の列を表す.  $\mathcal{X}_i(k)$  に加える重み  $W_i$  は,  $W_0 = \frac{\kappa}{n + \kappa}$ ,  $W_i = \frac{1}{2(n + \kappa)}$ ,  $W_{i+n} = \frac{1}{2(n + \kappa)}$  とする.  $\kappa$  は, スケーリングパラメータを示す.

#### 予測ステップ

シグマポイントを更新し  $\mathcal{X}(k + 1)$ , 事前推定値  $\hat{x}^-(k + 1)$  と事前誤差共分散行列  $\mathbf{P}(k + 1)$  を導出する.

$$\begin{aligned}\mathcal{X}(k + 1) &= f(\mathcal{X}(k), u(k), k) \\ \hat{x}^-(k + 1) &= \sum_{i=0}^{2n} W_i \mathcal{X}_i(k + 1) \\ \mathbf{P}(k + 1) &= \sum_{i=0}^{2n} W_i (\mathcal{X}_i(k + 1) - \hat{x}^-(k + 1)) \cdot (\mathcal{X}_i(k + 1) - \hat{x}^-(k + 1))^T + Q\end{aligned}$$

## 修正ステップ

遷移後シグマポイントを更新し  $\mathcal{Y}(k+1)$ , 出力推定値  $\hat{y}(k+1)$ , 事前出力誤差共分散行列  $\mathbf{P}_{yy}(k+1)$ , 事前状態・出力誤差共分散行列  $\mathbf{P}_{xy}(k+1)$ , カルマンゲイン  $K(k)$  から, 1 ステップ先の状態推定値  $\hat{x}(k+1)$ , 事後誤差共分散行列  $\mathbf{P}(k+1)$  を導出する.

$$\begin{aligned}\mathcal{Y}(k+1) &= h(\mathcal{X}(k+1), u(k+1), k) \\ \hat{y}(k+1) &= \sum_{i=0}^{2n} W_i \mathcal{Y}_i(k+1) \\ \mathbf{P}_{yy}(k+1) &= \sum_{i=0}^{2n} W_i (\mathcal{Y}_i(k+1) - \hat{y}(k+1)) \cdot (\mathcal{Y}_i(k+1) - \hat{y}(k+1))^T + R \\ \mathbf{P}_{xy}(k+1) &= \sum_{i=0}^{2n} W_i (\mathcal{X}_i(k+1) - \hat{x}(k+1)) \cdot (\mathcal{Y}_i(k+1) - \hat{y}(k+1))^T \\ K(k+1) &= \mathbf{P}_{xy}(k+1) \mathbf{P}_{yy}^{-1}(k+1) \\ \hat{x}(k+1) &= \hat{x}(k+1) + K(k+1)(y(k+1) - \hat{y}(k+1)) \\ \mathbf{P}(k+1) &= \mathbf{P}(k+1) - K(k+1) \mathbf{P}_{yy}(k+1) K(k+1)^T\end{aligned}$$

最後に  $k+1 \rightarrow k$  を代入することで逐次的に状態推定をおこなう.

UKF の長所は, 推定時に用いるサンプル点 (シグマポイント) が少ないにも関わらず,  $f_\sigma$  のテイラー級数展開の 2 次の項までの精度を有する. また, 3 次以上のモーメントの誤差に関しても  $\kappa$  を調整することで精度を向上することができる. そのため, 計測時間が短く, 高い推定精度を得ることが期待できる. しかしながら, 対象の分布を正規分布として推定しているため, 対象の分布が正規分布から大きく異なる場合は, 推定精度が劣化する恐れがある.

## 3.1.2 Ensemble Kalman Filter

Ensemble Kalman Filter (EnKF) は, 標本点をアンサンブル (粒子) と呼び, 状態空間上に幾つかの標本を用意し, それぞれを状態遷移させることで分布を求め, 状態を推定する手法である<sup>15)</sup>. 具体的には, Fig. 3.3 に示すように, 1 時刻先の状態を推定する際に, アンサンブルと呼ばれる標本点を任意に用意し, 数理モデルを用い遷移させる. そして遷移して得られた値から平均と分散を再計算することで, 1 時刻先の状態を推定する.

EnKF の手順 (アンサンブルの設定, 予測ステップ, 修正ステップ) を以下に示す.  
アンサンブルの初期値設定

各アンサンブルは,  $x^{(i)}(k)$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, M\}$  と定義し,  $i$  は, アンサンブルの番号,  $M$  をアンサンブルの合計とする. この時各アンサンブルの初期値は,  $\hat{x}(k)$

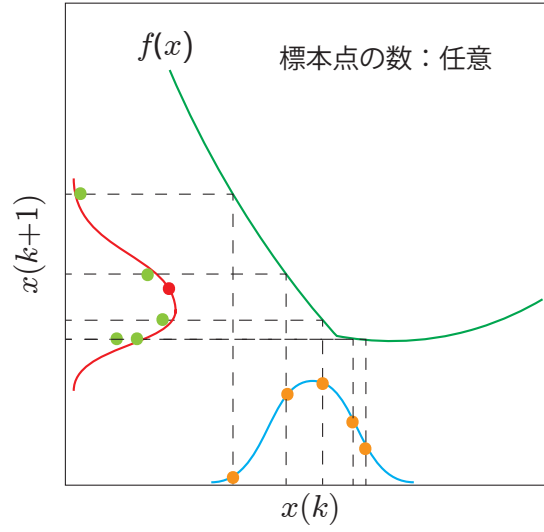


Fig. 3.3: EnKF estimation schematic

と  $v^{(i)}(k)$  から導出する.

$$x^{(i)}(0) = f(\hat{x}(k), v^{(i)}(k))$$

#### 予測ステップ

各アンサンブルを状態遷移し  $X^{(i)}(k+1)$ , アンサンブルの平均値  $\bar{X}(k+1)$  と各アンサンブルの出力推定値  $\hat{y}^{(i)}(k+1)$  と  $\bar{Y}(k+1)$  平均値を求める.

$$X^{(i)}(k+1) = f(X^{(i)}(k), v^{(i)}(k))$$

$$\bar{X}(k+1) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M X^{(i)}(k+1)$$

$$\hat{y}^{(i)}(k+1) = h(X^{(i)}(k), w^{(i)}(k))$$

$$\bar{Y}(k+1) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M \hat{y}^{(i)}(k+1)$$

#### 修正ステップ

1 ステップ先の各アンサンブル  $\hat{x}^{(i)}(k+1)$  をカルマンゲイン  $K(k+1)$  から導出する.

$$\hat{x}^{(i)}(k+1) = X^{(i)} + K(k+1)(y(k+1) - \hat{y}^{(i)}(k+1))$$

$$K(k+1) = \mathbf{P}_{xy}(k+1)/(\mathbf{P}_{yy}(k+1) + R)$$

カルマンゲイン  $K(k+1)$  は、実測した観測値  $y(k+1)$ 、出力推定値  $\hat{y}(k+1)$ 、事前出力誤差共分散行列  $\mathbf{P}_{yy}(k+1)$ 、事前状態・出力誤差共分散行列  $\mathbf{P}_{xy}(k+1)$  から構成される。  $\mathbf{P}_{xy}(k+1)$ 、  $\mathbf{P}_{yy}(k+1)$  は、以下の式から導出する。

$$\mathbf{P}_{xy}(k+1) = \sum_{i=0}^M (X^{(i)}(k+1) - \bar{X}(k+1)) \cdot (\hat{y}^{(i)}(k+1) - \bar{Y}(k+1))$$

$$\mathbf{P}_{yy}(k+1) = \sum_{i=0}^M (\hat{y}^{(i)}(k+1) - \bar{Y}(k+1)) \cdot (\hat{y}^{(i)}(k+1) - \bar{Y}(k+1))$$

最後に  $k+1 \rightarrow k$  を代入することで逐次的に状態推定をおこなう。

EnKF の長所は、推定時に任意の個数サンプル点 (アンサンブル) を取ることで、推定時の分布を導出するため正規分布に従わない分布であっても推定精度が劣化しにくい。一方で推定精度と計算時間は、サンプル点の個数とトレードオフの関係にあるため、システムによっては、計算時間がかかる恐れがある。

## 3.2 オフライン収縮率推定による検証

本節では、異なる2種類の人工筋 (TAA10, DMSP-20-200N) を用い、実機の人工筋システムから得られる観測をおこない、観測値から UKF と EnKF による収縮率推定をおこなう。推定結果の評価は、推定精度と演算時間から比較する。

### 3.2.1 非線形カルマンフィルタの設定

本論文で用いた実験装置は、Fig. 2.3 に、人工筋は、Fig. 2.2 (a), (b), サンプリング周期は、10 [ms] とした。

人工筋の特性を確認するため、入力する圧力の帯域は、約 2 ～ 7 気圧を用いた。TAA10 には、以下の指令電圧を印加した。

$$u_1(t) = \begin{cases} 4.69 & \text{if } t \geq 5 \\ 4.79 & \text{if } t \geq 45 \\ 4.58 & \text{if } t \geq 85 \end{cases} \quad (3.2a)$$

$$u_2(t) = 4.98 + 1.2 \sin(0.2\pi t), \quad (3.2b)$$

$$u_3(t) = 4.79 + 0.5 \sin(0.05\pi t), \quad (3.2c)$$

$$u_4(t) = 5.07 + 0.5 \sin(0.1\pi t). \quad (3.2d)$$

また, DMSP-20-200N には, 以下の指令電圧を印加した.

$$u_1(t) = 4.89 + 1.1 \sin(0.025\pi t), \quad (3.3a)$$

$$u_2(t) = 4.69 + 0.5 \sin(0.05\pi t), \quad (3.3b)$$

$$u_3(t) = 5.07 + 0.5 \sin(0.025\pi t), \quad (3.3c)$$

推定値の初期値,  $\hat{x}(0) = x(0)$ , 共分散行列の初期値,  $\mathbf{P}(0) \in \Re^{3 \times 3}$ , 観測ノイズ  $R \in \Re$ , プロセスノイズ  $Q \in \Re^{3 \times 3}$ , スケーリングパラメータ  $\gamma \in \Re$  は, UKF や EnKF に用いられる設定パラメータであり, Table 3.1, Table 3.2 に記す.  $\mathbf{P}(0)$ ,  $Q$ , や  $\gamma$  は, 試行錯誤的に定め,  $R$  は, 圧力センサの分解能から定めた. それぞれの人工筋の設定パラメータは, Table 3.3 に示す.

Table 3.1: initial state value of the Kalman filter parameters.

	UKF	EnKF
$\mathbf{P}(0)$	$\text{diag}(10^{-6}, 1, 10^8)$	$\text{diag}(10^{-6}, 1, 10^8)$
$Q$	$\text{diag}(10^{-5}, 0, 10^8)$	$\text{diag}(10^{-5}, 0, 10^4)$
$R$	$10^5$	$10^5$

Table 3.2: scaling parameter  $\gamma$  of the UKF.

Input (# of equ.)	TAA10	Input (# of equ.)	DMSP-20-200N
(3.2a)	3		
(3.2b)	13	(3.3a)	143
(3.2c)	80	(3.3b)	1300
(3.2d)	85	(3.3c)	310

Table 3.3: parameter settings of the PAMs with  $M = 1.0$  [kg].

	TAA10	DMSP-20-200N	
$D_0$ [m]	0.010	0.020	
$L_0$ [m]	0.250	0.200	
$D_1$ [m <sup>3</sup> ]	$-3.48 \times 10^{-4}$	$-6.70 \times 10^{-4}$	directly measurable parameters
$D_2$ [m <sup>3</sup> ]	$2.32 \times 10^{-4}$	$4.89 \times 10^{-4}$	
$D_3$ [m <sup>3</sup> ]	$2.77 \times 10^{-5}$	$6.50 \times 10^{-5}$	
$P_{tank}$ [Pa]	$0.701 \times 10^6$	$0.701 \times 10^6$	
$P_{out}$ [Pa]	$0.101 \times 10^6$	$0.101 \times 10^6$	
$k$ [-]	1.4	1.4	
$R$ [J/kg·K]	287	287	
$T$ [K]	293	293	
$K$ [N/m <sup>3</sup> ]	$5.31 \times 10^6$	$6.49 \times 10^6$	for steady state
$\theta$ [rad]	$7.10 \times 10^{-1}$	$8.70 \times 10^{-1}$	
$C_{q1}$ [-]	$7.49 \times 10^{-1}$	$3.43 \times 10^{-1}$	
$C_{q2}$ [1/Pa]	$-1.74 \times 10^{-5}$	$-6.02 \times 10^{-6}$	
$c_c$ [N]	1.90	4.00	
$A_0$ [m <sup>2</sup> ]	$3.31 \times 10^{-8}$	$4.50 \times 10^{-8}$	for transient
$k_1$ [-]	$7.88 \times 10^{-1}$	$8.24 \times 10^{-1}$	
$k_2$ [-]	1.70	$4.90 \times 10^{-1}$	
$c_v$ [Ns/m]	$2.51 \times 10^1$	$9.73 \times 10^{-1}$	



### 3.2.2 推定結果と考察

実機から得られる観測値と UKF と EnKF それぞれから得られる推定値を比較する．この時の内圧値誤差と収縮率誤差の Root Mean Square Error (RMSE) と 1 ステップにかかる演算時間を評価する．RMSE は、以下のように定義する．

$$R_{mse}(z) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (z(i) - \hat{z}(i))^2}, \quad (3.4)$$

ここで  $i$  は、ステップ、 $z$  は、信号、 $\hat{z}$  は  $z$  の推定値、そして  $N$  は信号の合計値を示す．例えば、 $z = \epsilon$  の場合  $R_{mse}(\epsilon)$  は収縮率の RMSE を示す．一方、 $z = P$  の場合  $R_{mse}(P)$  は内圧の RMSE を示す．

#### Activelink 社製 TAA10 の推定結果

Figs. 3.4～3.7 は、(3.2) に示す  $u_1(t)$ ,  $u_2(t)$ ,  $u_3(t)$  and  $u_4(t)$  を印加した際の時間応答を示す．Table 3.4 は、それぞれの収縮率、内圧の RMSE と平均の計算時間を示す．Figs. 3.4～3.7 の図は、それぞれ上から内圧、収縮率そして収縮率誤差を示す．

Table 3.4: TAA10 result.

Input (# of equ.)	Method (# of members)	$R_{mse}$ of cont. ratio [ $10^{-3}$ ]	$R_{mse}$ of pressure [Pa]	Computation time [ms]
(3.2a)	EnKF(10)	14.906	783	3.474
	EnKF(100)	14.830	809	26.411
	UKF	12.812	809	3.345
(3.2b)	EnKF(10)	-	-	-
	EnKF(100)	28.426	1615	29.010
	UKF	10.193	1584	3.525
(3.2c)	EnKF(10)	-	-	-
	EnKF(100)	22.945	960	31.075
	UKF	5.937	910	3.465
(3.2d)	EnKF(10)	-	-	-
	EnKF(100)	15.403	1007	29.651
	UKF	13.704	942	3.481

‘-’ means failure to estimate.

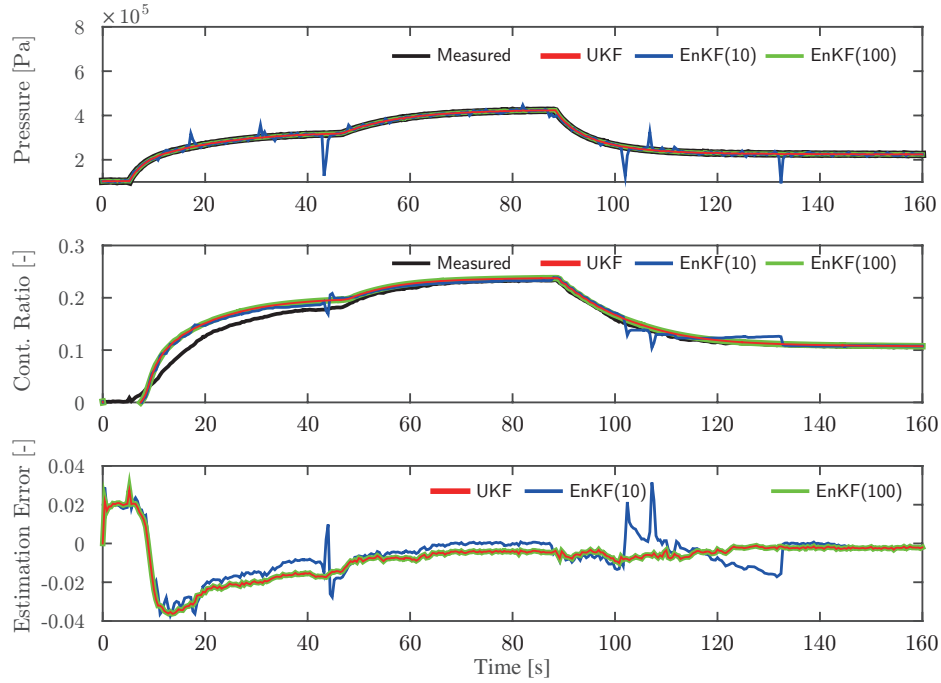


Fig. 3.4: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2a) [V] was inputted.

Fig. 3.4 は (3.2a) のステップ信号を入力した際の内圧、収縮率、収縮率誤差の時間応答を示す。これらの図は、粒子数 100 個の EnKF と UKF が同様な推定値を示しており、粒子数 10 個の EnKF よりも精度良く推定していることを表している。Table 3.4 は、粒子数 100 個の場合と 10 個の場合の EnKF の RMSE 値が示されており、粒子数 100 個の方が僅かに良い値が推定できていることがわかる。一方で、粒子数 100 個の場合は計測時間が 26.411[ms] であり、他手法の約 7 倍時間がかかっていた。これより、推定精度、計算時間の点から UKF が推定に適切であることがわかる。

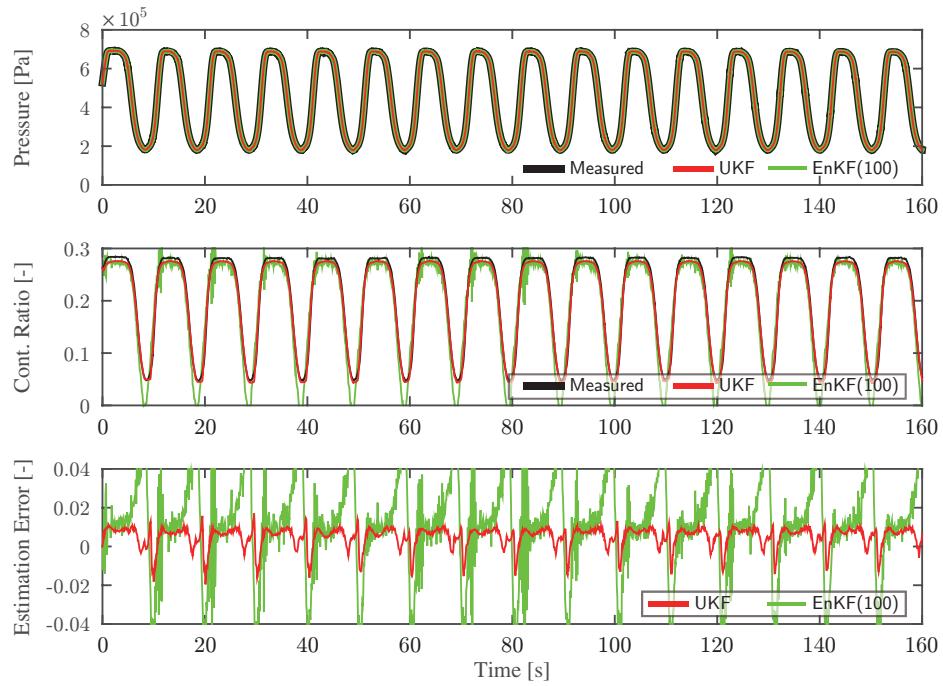


Fig. 3.5: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2b) [V] was inputted.

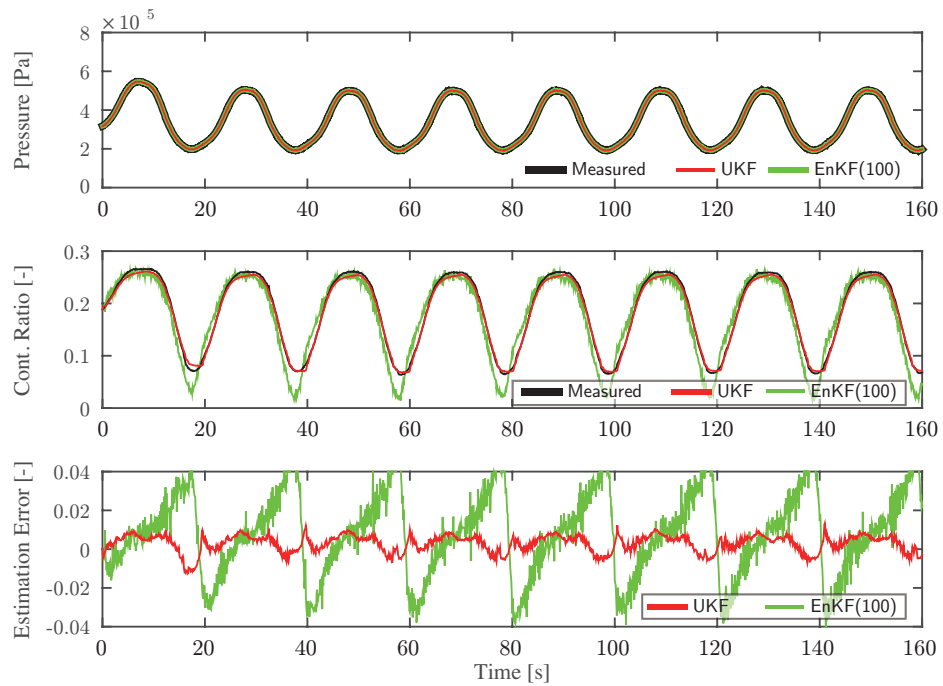


Fig. 3.6: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2c) [V] was inputted.

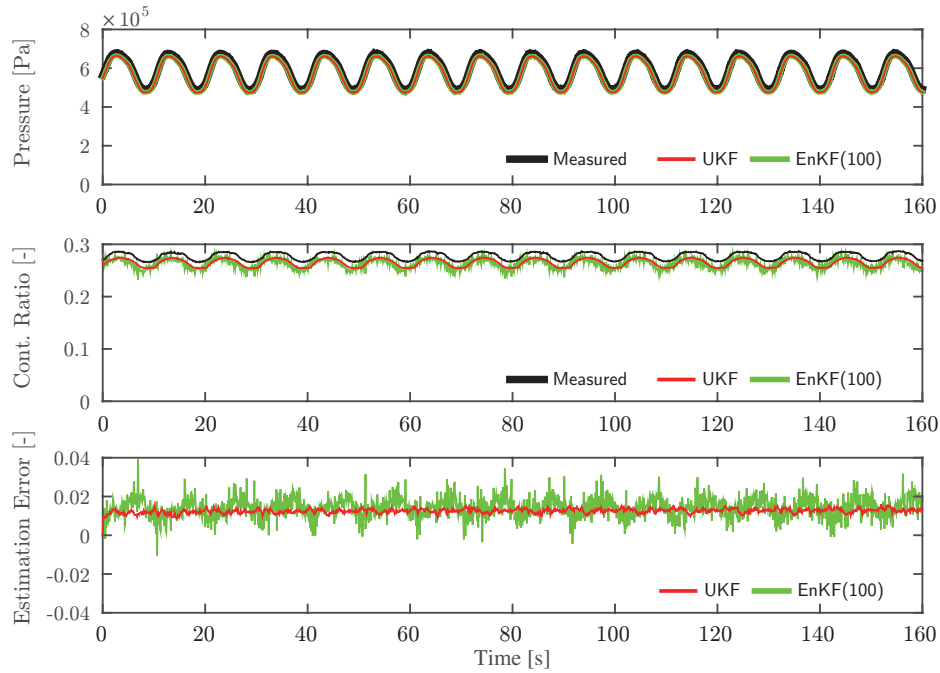


Fig. 3.7: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of TAA10 when (3.2d) [V] was inputted.

Fig. 3.5 は, (3.2b) を印加した際の約 2~7 気圧までの内圧の圧力帯域における伸長と伸縮の繰り返し動作を示す. Fig. 3.6 と Fig. 3.7 は, それぞれ (3.2c) と (3.2d) を印加した際の, 低~中圧域 (約 2~5 気圧) と中~高圧域 (5~7 気圧) で内圧が変化する際の伸長と伸縮の繰り返し動作を示す. Figs. 3.5–3.7 において, EnKF よりも UKF の推定値の方が正確に推定している様子がそれぞれ示されており, 特に, (3.2b) や (3.2c) の入力信号の際に顕著である. UKF の収縮率推定誤差は,  $\pm 0.02$  以下に収まっている一方で, EnKF は約  $\pm 0.08$  に達するほどの誤差だった. この誤差の主な原因は, Figs. 3.5, 3.6 の低圧部において EnKF がアンダーシュートしているからである. これより EnKF は, 標本点を広く取った一方で低圧部の推定が困難になっていることが確認できた. Table 3.4 に示されているように, 収縮率推定誤差の  $R_{mse}$  において UKF は, EnKF よりも値が小さい. 加えて, 演算時間においても UKF は, EnKF の約 1/7 倍しか掛からない. 例えば (3.2b) の場合, UKF の収縮率誤差の  $R_{mse}$  と演算時間は, それぞれ 10.193 と 3.525 [ms] である一方, EnKF においては, それぞれ 28.426 と 29.010 [ms] だった. これは, UKF の標本点 7 点に対し, EnKF の標本点が 100 点もあるため演算時間にも同様の差が現れたと考えられる. さらに (3.2) において, 粒子数が 10 個の際の EnKF は, 推定ができなかった. 従って, これらの結果から UKF の方が EnKF よりも TAA10 の収縮率推定に対し有効であることがわかる.

## FESTO 社製 DMSP-20-200N の推定結果

Figs. 3.8~3.10 は、それぞれ (3.3) に示す  $u_1(t)$ ,  $u_2(t)$ ,  $u_3(t)$  を印加した際の時間応答を示す。Table 3.5 は、それぞれの収縮率、内圧の RMSE と平均の計算時間示す。Figs. 3.8~3.10 の図は、それぞれ上から内圧、収縮率そして収縮率誤差を示す。

Table 3.5: FESTO estimation result.

Input (# of equ.)	Method (# of members)	$R_{mse}$ of cont. ratio [ $10^{-3}$ ]	$R_{mse}$ of pressure [Pa]	Computation time [ms]
(3.3a)	EnKF(10)	-	-	-
	EnKF(100)	35.765	1079	26.972
	UKF	13.030	1016	3.795
(3.3b)	EnKF(10)	-	-	-
	EnKF(100)	39.741	855	27.514
	UKF	13.637	795	3.703
(3.3c)	EnKF(10)	-	-	-
	EnKF(100)	7.774	851	29.291
	UKF	5.610	794	3.7621

‘-’ means failure to estimate.

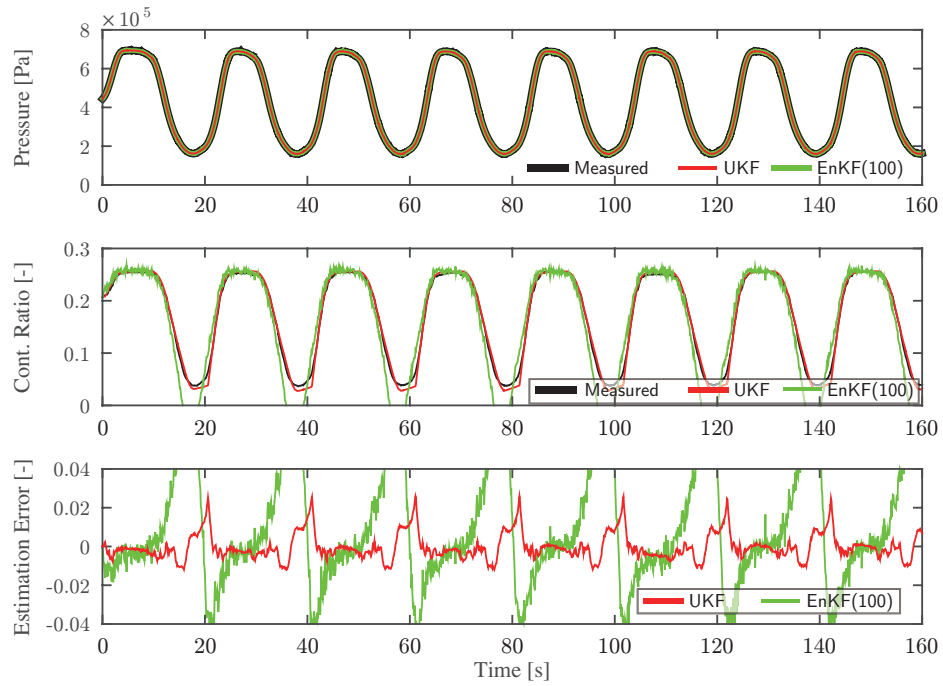


Fig. 3.8: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of DMSP-20-200N when (3.3a) [V] was inputted.

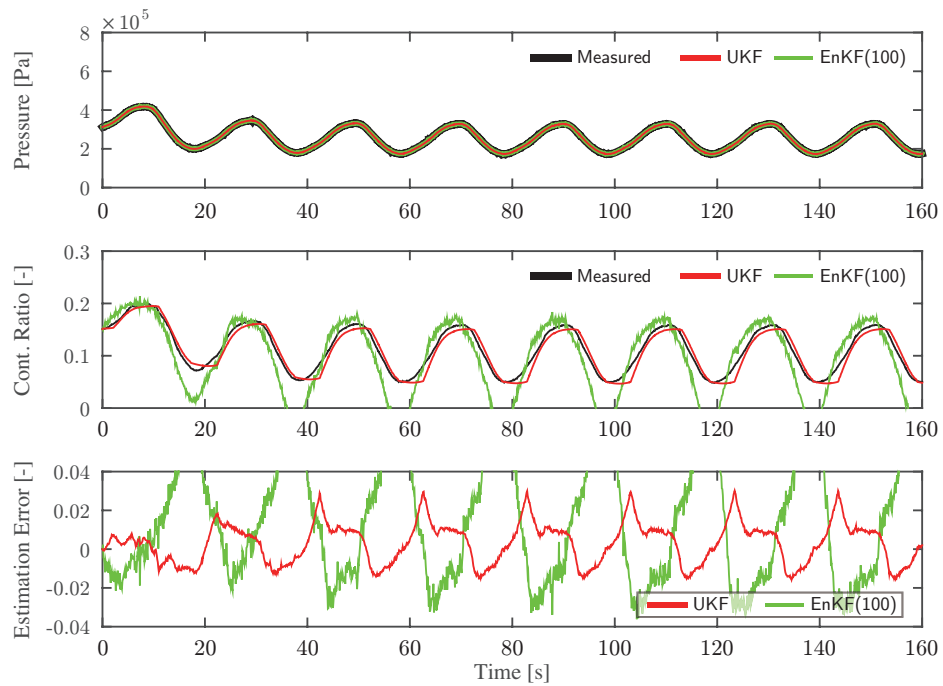


Fig. 3.9: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of DMSP-20-200N when (3.3b) [V] was inputted.

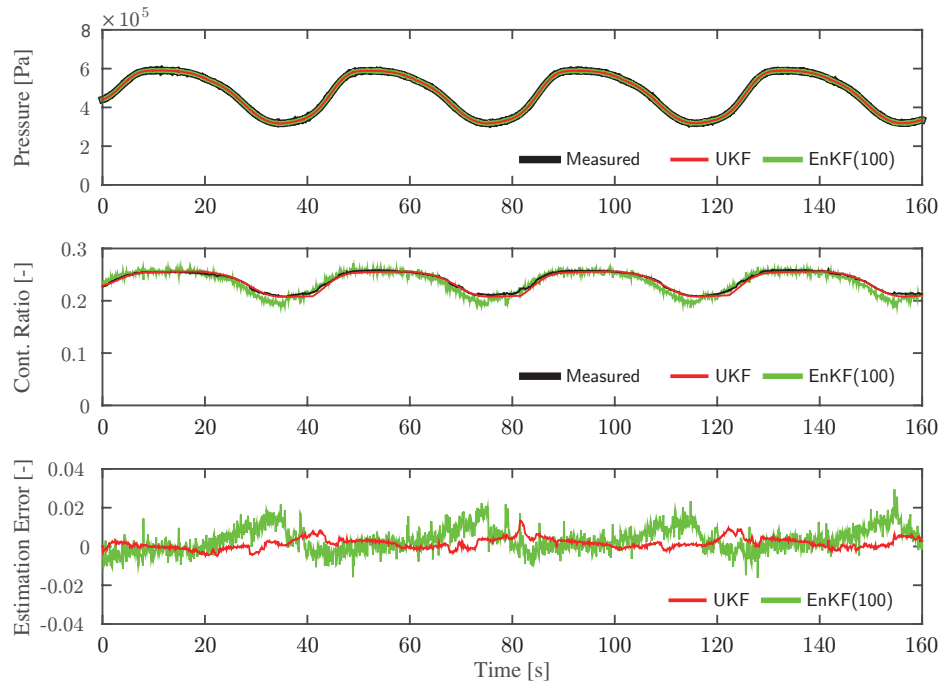


Fig. 3.10: time responses of the pressure, contraction ratio, and its error of DMSP-20-200N when (3.3c) [V] was inputted.

Figs. 3.8～3.10 は、正弦波 (3.3) を入力した際の低～高圧域にあたる約 2～7 気圧, 低～中圧域にあたる約 2～4 気圧そして高圧域にあたる約 4～7 気圧の図をそれぞれ示す。これらの図は、UKF が EnKF よりも良い推定精度であることを示しており、特に (3.3a) や (3.3b) における低圧域において UKF の収縮率推定誤差は、 $\pm 0.03$  に収まっているのに対し、EnKF は、約 0.1 に達する程であった。Table 3.5 は、全ての収縮率誤差の  $R_{mse}$  において UKF は EnKF よりも小さかったことを示す。加えて演算時間においても UKF は、EnKF の 1/7 倍程度短かった。具体的には、(3.3a) における UKF の収縮率誤差の  $R_{mse}$  と演算時間は、それぞれ 13.030 と 3.795 [ms] であるのに対し、EnKF は、35.675 と 26.972[ms] である。結果から FESTO 社の DMSP-20-200N において UKF は、EnKF よりも収縮率推定に対し有効である。

以上の結果から、この人工筋システムの収縮率推定に対し UKF を用いる妥当性を示した。

### 3.3 オンライン収縮率推定の検証

本節では UKF を用いた人工筋の収縮率推定を実機に実装し，オンライン時とオフライン時における推定結果を推定精度と演算時間から比較する．

#### 3.3.1 実装時の設定

実験装置は，節で示した同じものを用い，人工筋は，Fig. 2.2 に示す 3 種類 (TAA10, DMSP-20-200N, DMSP-10-250N) を用い，サンプリング周期は，10 [ms] とした．人工筋の特性を確認するため，入力する圧力の帯域は，約 2 ～ 7 気圧を用いた．今回は，以下の指令電圧を TAA10，DMSP-20-200N には，以下の指令電圧を印加した．

$$u(t) = \begin{cases} 4.69 + 1.2 \sin(0.1\pi t) & \text{if } 0 \leq t < 100 \\ 4.59 + 0.5 \sin(0.1\pi t) & \text{if } 100 \leq t < 200 \\ 5.07 + 0.5 \sin(0.1\pi t) & \text{if } 200 \leq t < 300 \\ 0 & \text{if } 300 \leq t \leq 400 \end{cases} \quad (3.5)$$

UKF の設定パラメータである，推定値の初期値， $\hat{x}(0) = x(0)$ ，共分散行列の初期値， $\mathbf{P}(0) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ ，観測ノイズ  $R \in \mathbb{R}$ ，プロセスノイズ  $Q \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$  は，Table 3.1 に，スケーリングパラメータ  $\gamma \in \mathbb{R}$  は，Table 3.2 に記す． $\mathbf{P}(0)$ ， $Q$ ，や  $\gamma$  は試行錯誤的に定めた． $R$  は用いた圧力センサの分解能から定めた．

Table 3.6: initial state value of UKF Parameters.

$\mathbf{P}(0)$	$\text{diag}(10^{-6}, 1, 10^6)$
$Q$	$\text{diag}(10^{-5}, 0, 10^{10})$
$R$	$10^5$
$\gamma$	0



### 3.3.2 推定結果と考察

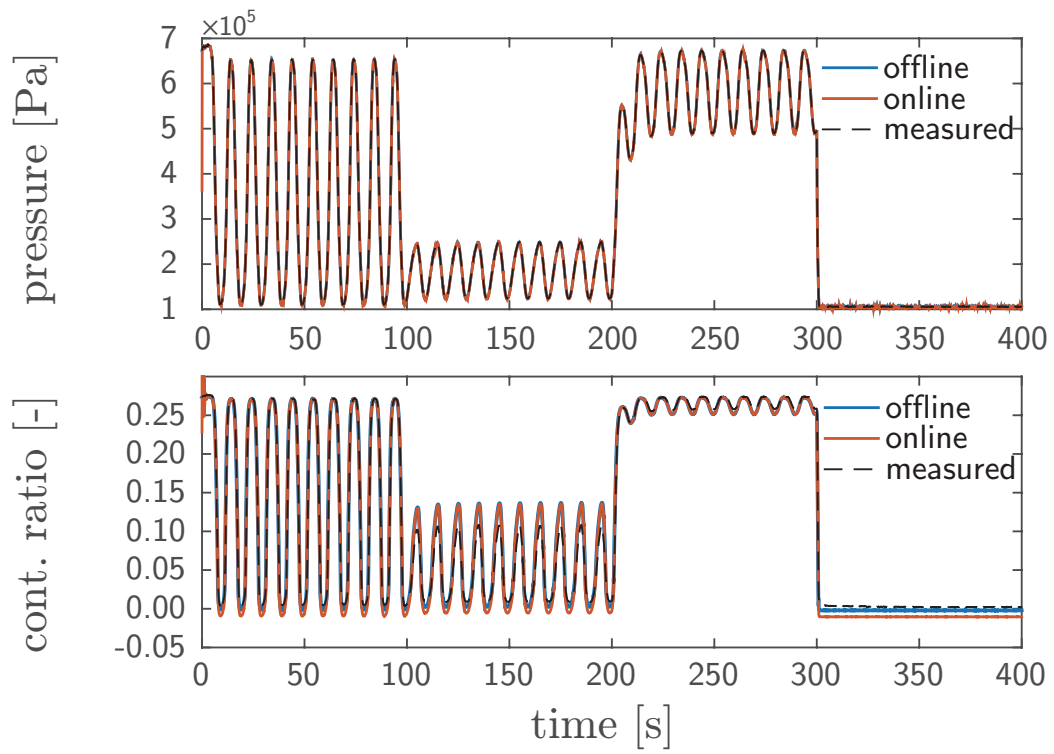
実機から得られる観測値とオンライン時，オフライン時に得られた結果の収縮率誤差と1ステップにかかる平均の演算時間の比較をおこなう。

各人工筋，TAA10，DMSP-10-250N，DMSP-20-200Nに $u(t)$ に(3.5)の入力電圧を印加した際の推定結果をそれぞれFig. 3.11～3.13に示す。Table 3.7は，それぞれの収縮率と内圧の推定誤差のRMSEと1ステップにかかる演算時間の平均を示す。Figs. 3.11～3.13は，それぞれ上から内圧，収縮率，内圧と収縮率の推定誤差を示す。

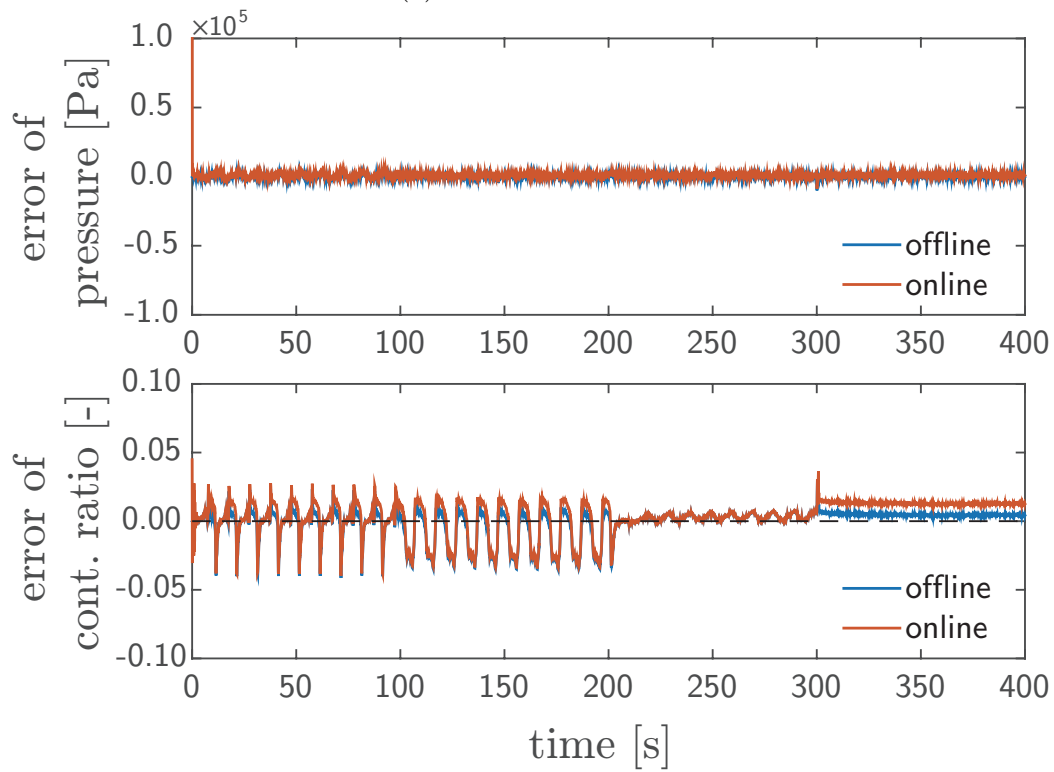
オフライン時とオンライン時の結果の比較は，Fig. 3.11～3.13やTable 3.7から推定精度はほぼ同様な結果となった。一方演算時間は，オフライン時が3.7[ms]程度に対して，オンライン時は，0.12[ms]程度であった。これは，開発した環境がmatlabとC言語と異なったためである。これらの結果から，実機上においてリアルタイムでの収縮率推定を行うことが確認できた。

Table 3.7: estimation result.

PAM	Method	$R_{mse}$ of cont. ratio [ $10^{-3}$ ]	$R_{mse}$ of pressure [Pa]	Computation time [ms]
TAA10	online	13.287	2103	0.117
	offline	10.913	971	3.786
DMSP-10-250N	online	22.72	1770	0.121
	offline	22.10	1017	4.138
DMSP-20-200N	online	9.428	1698	0.118
	offline	9.322	853	3.828

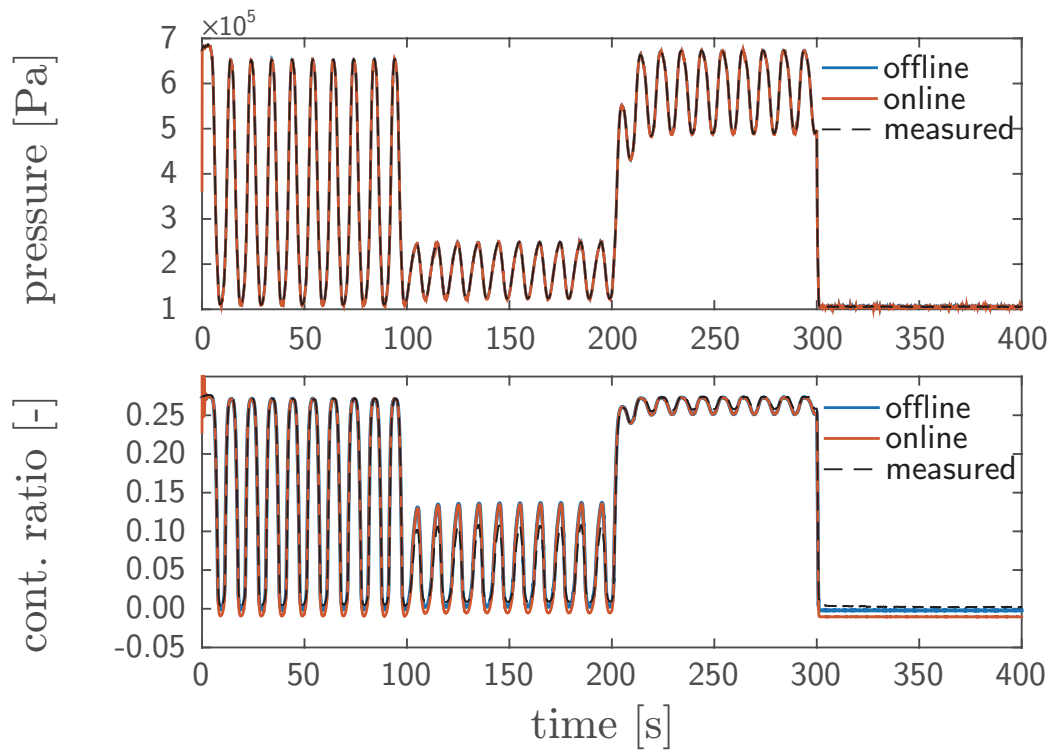


(a) estimation result

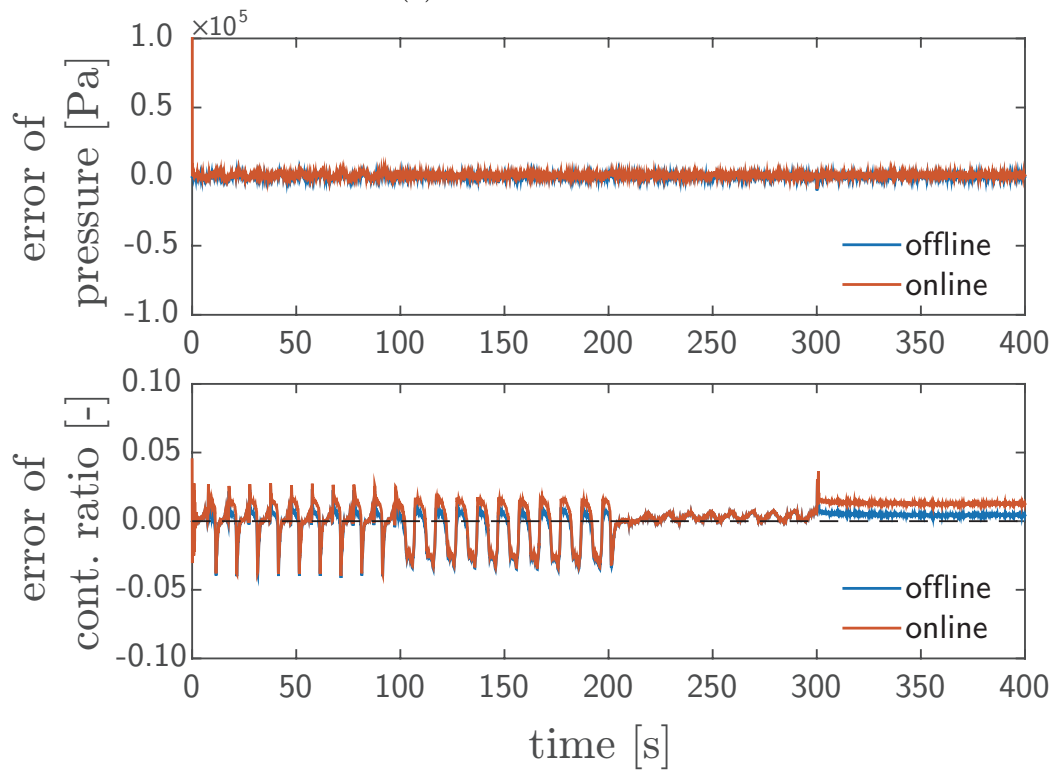


(b) estimation error

Fig. 3.11: estimation result of TAA10

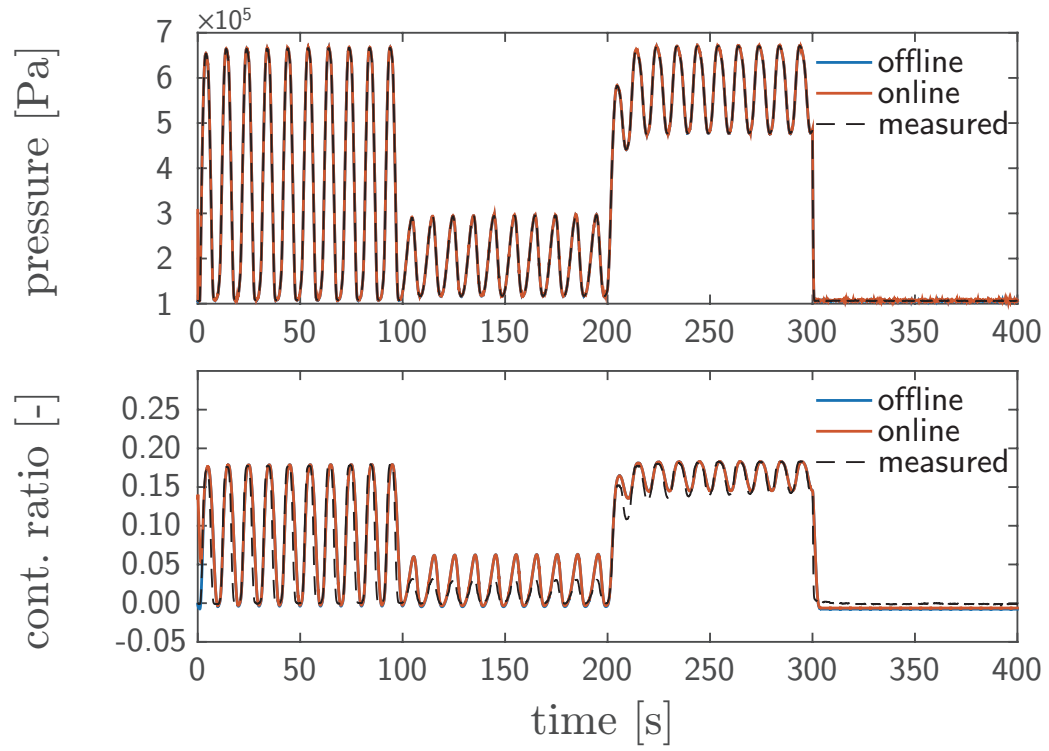


(a) estimation result

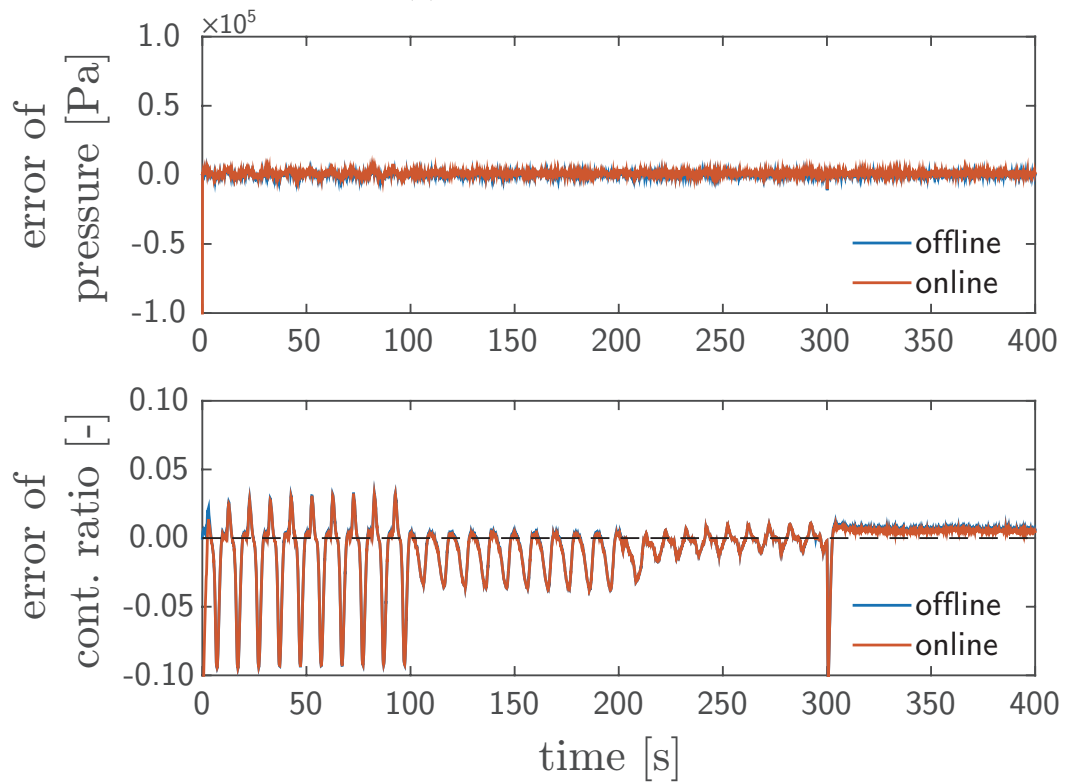


(b) estimation error

Fig. 3.12: estimation result of DMSP-10-250N



(a) estimation result



(b) estimation error

Fig. 3.13: estimation result of DMSP-20-200N

# 第4章 未知パラメータと収縮率の同時推定

本章では、UKFを用いて空気圧ゴム人工筋の収縮率と未知パラメータの同時推定手法について説明する。同時推定手法は、2種類用いる。1つは、未知パラメータをそのまま状態値として推定する手法。もう1つは、未知パラメータを対数化により正規化し、推定する手法である。それぞれをオフラインにより収縮率と未知パラメータの同時推定をおこなない、結果の比較と考察をおこなう。

## 4.1 同時推定法

本論文で用いている人工筋の数値モデルは、定常応答と過渡応答に影響を与える未知パラメータが全部で9つ存在している。そのうち過渡応答に影響を与える4つの未知パラメータは、人工筋に与えられる応答に対して大きく値が異なる<sup>11)</sup>。節2.2で記述したように、実機に様々な応答を与えて得られたデータから事前に推定を行い、適切なパラメータを逐次求めている。しかしながら全ての応答に対して妥当なデータを事前に推定することは難しいため、適応的にパラメータを推定する必要がある。前章で説明したUKFは、状態変数を拡張することでモデル内部の未知パラメータを同時推定できることが知られている<sup>14) 16)</sup>。そこで、UKFを用い、収縮率と未知パラメータの同時推定をおこなうことで、観測データから収縮率推定精度の向上を試みる。

## 4.2 UKFによる同時推定

$[A_0 \ k_1 \ k_2 \ c_v]$  は、過渡応答に影響を与える4つの未知パラメータである<sup>12)</sup>。未知パラメータを未知パラメータベクトル  $p$  と再定義する。

$$p(k) = [A_0(k) \ k_1(k) \ k_2(k) \ c_v(k)]^T$$

この未知パラメータを加えた拡大系の状態変数は、

$$z(k) = [x(k)^T p(k)^T]^T$$

とする．これよりモデル (2.1) の拡大系を以下のように書き換える．

$$z(k+1) = f_{\sigma}^e(z(k), u(k)) \text{ if } z(k) \in \mathcal{X}_{\sigma} \quad (4.1a)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} z(k) \quad (4.1b)$$

ルンゲクッタ法によって離散化をおこない、プロセスノイズ  $v \in \mathfrak{R}^5$  (平均値 0, 共分散行列  $Q$ )、観測ノイズ  $w \in \mathfrak{R}$  (平均値 0, 共分散行列  $R$ ) を加え、観測値を内圧値  $P$  のみに再構成した式を以下に示す．

$$z(k+1) = f_{\sigma}^e(z(k), u(k)) + v(k) \text{ if } z(k) \in \mathcal{X}_{\sigma}$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} z(k) + w(k)$$

この離散化モデルを用いて UKF により収縮率と未知パラメータを同時推定する．

#### 4.2.1 実験概要と UKF の設定

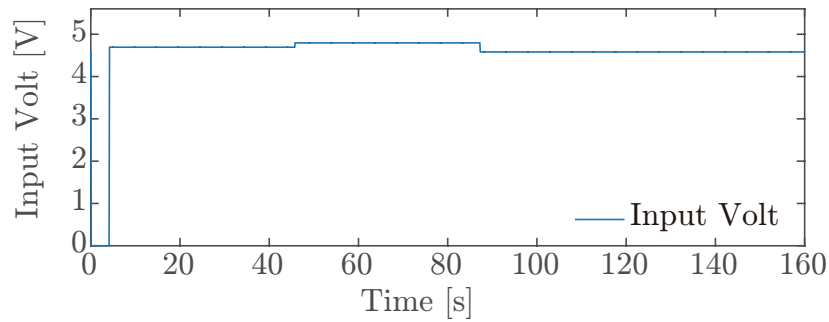
本節では、実機の人工筋システムから得られる観測値 (人工筋の長さと内圧) を用い、UKF による収縮率と未知パラメータの同時推定結果を確認する．収縮率推定結果は、実機から得られる観測値 (収縮率) と推定値の誤差を未知パラメータ推定結果は、試行錯誤的に求めたパラメータと比較、評価する．

人工筋の離散化モデルを用いて UKF により収縮率と 4 つの未知パラメータを同時推定する．観測ノイズ  $R$  は、圧力センサの精度から  $R = 10^5$ ．拡張した状態変数の初期値  $z(0)$  は、 $z(0) = [x_0 \ g \times p_0]^T$  で構成する．この時、未知パラメータの初期値を変更する係数  $g$  は、 $g \in \{0.3, 0.9, 1.5\}$ 、状態の初期値  $x_0$  は、観測値による得られた初期値を与え、未知パラメータの初期値  $p_0$  は、 $p_0 = [3.968 \times 10^{-8} \ 7.88 \times 10^{-1} \ 1.70 \ 2.31]$ 、プロセスノイズ  $Q$ 、共分散行列の初期値  $\mathbf{P}(0)$ 、スケーリングパラメータ  $\kappa$  は、試行錯誤的に調整し、 $Q = \text{diag}(10^{-6}, 0, 10^9, 10^{-16}, 10^{-12}, 10^{10}, 10^4)$ 、 $\mathbf{P}(0) = \text{diag}(10^{-4}, 1, 10^8, 10^{-16}, 10^{-12}, 10^{10}, 10^4)$ 、 $\kappa = 5$  とした．

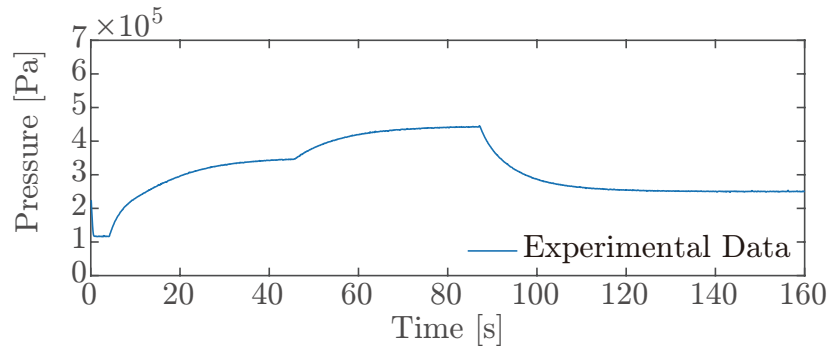
### 4.2.2 推定結果と考察

実験は、節に示す同じ実験装置を用い、人工筋は、Fig. 2.2 の TAA10 を用いた。入力電圧と観測された内圧値を Figs. 4.1, 4.3 に示す。UKF による収縮率と未知パラメータの同時推定結果を Figs. 4.2, 4.4 に示す。

Fig. 4.1a を入力した際の収縮率推定結果は、Fig. 4.2a である。50 ステップまでは、精度良く推定しているが、それ以降徐々に誤差が生じている様子が確認できる。また、Figs. 4.2b-4.2e からそれぞれのパラメータにおいて逐次的に修正がおこなわれているのは、 $A_0$  だけであった。これは、パラメータの正規化が正確にできていないため、スケールがもっとも小さい  $A_0$  のみに影響がでたのだと考えられる。さらに、 $A_0$  の値も徐々に発散している様子が見受けられ、このドリフトが原因で収縮率推定値にも徐々に誤差が生じているのだと考えられる。



(a) input voltage to valve



(b) measured value of pressure

Fig. 4.1: input voltage and output pressure

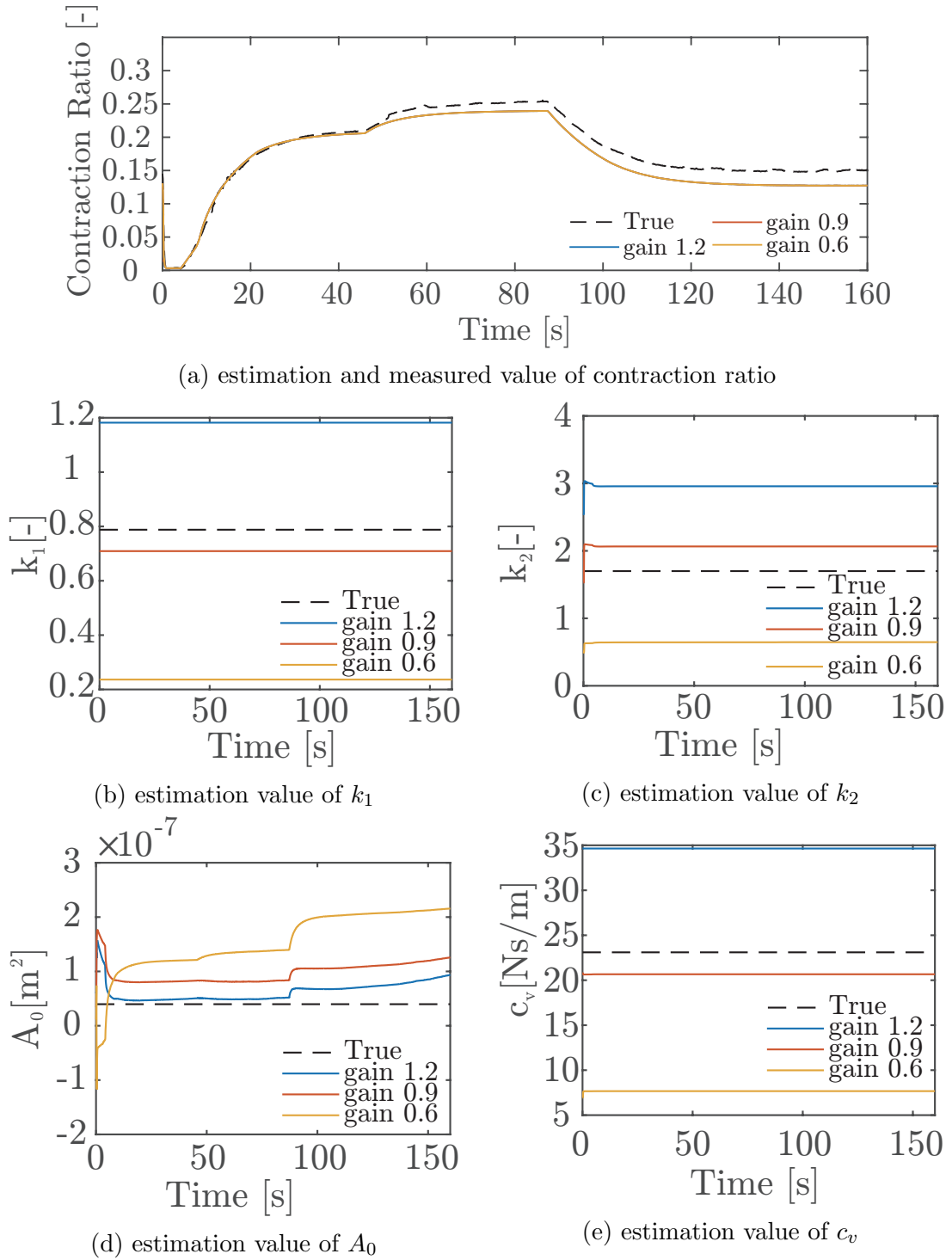
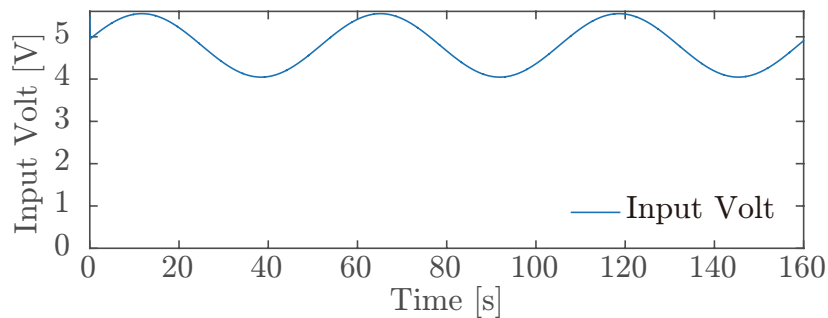


Fig. 4.2: simultaneously estimation using UKF when step signal was inputted

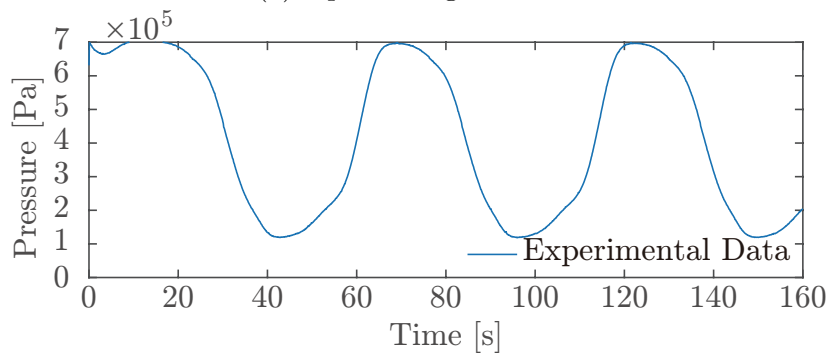


続いて Fig. 4.3a を入力した際の収縮率推定結果は、Fig. 4.4a である。こちらは、収縮率推定誤差がある一定の値で収まっている様子が確認できる。Figs. 4.4b-4.4e においては、先ほどと同様に、 $A_0$  しか逐次的に修正されていない。また、こちらも徐々に値がドリフトしている様子が確認できる。

以上から、UKF を用いた同時推定手法は、パラメータによる正規化が不十分だったため、未知パラメータ  $A_0$  にのみ影響が現れた。一方で、正規化をおこなうにみ未知パラメータの範囲が広いため、試行錯誤的に探索し適切な正規化をおこなわなければ、演算時に桁落ちが生じてしまい、パラメータ間で適切な推定をおこなうことが困難であることを確認した。更に、未知パラメータの推定時に値がドリフトしてしまうため、同様に収縮率の推定誤差がドリフトしてしまっている。このため、ドリフトを抑えるために未知パラメータの更新を適当に抑える機構が必要だと考えられる。



(a) input voltage to valve



(b) measured value of pressure

Fig. 4.3: input voltage and output pressure

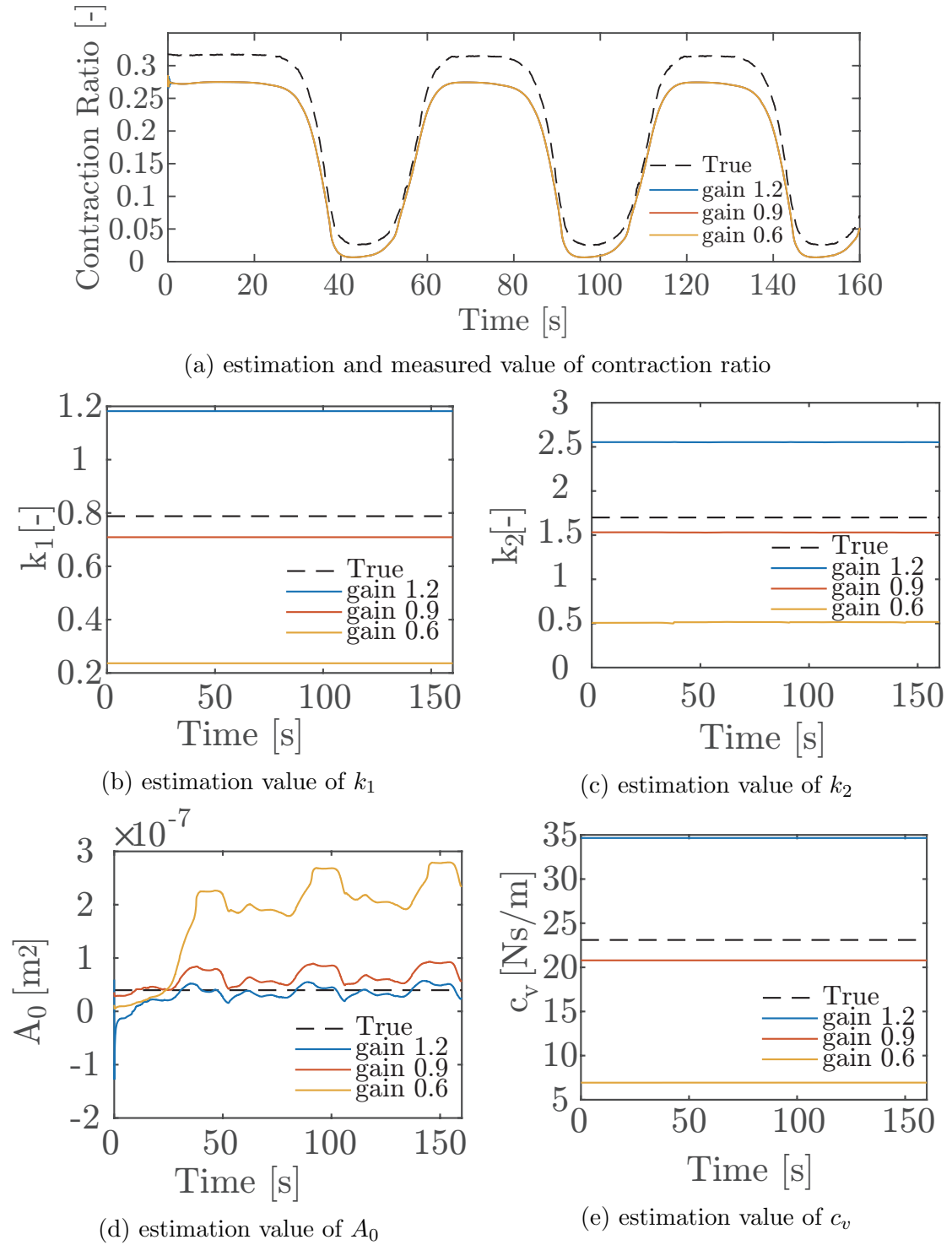


Fig. 4.4: simultaneously estimation using UKF when sinusoidal signal was inputted

### 4.3 対数化 UKF による同時推定法

前節で示した UKF による同時推定法は、演算時に桁落ちが生じるか可能性が考えられる。対数化 UKF は、未知パラメータの対数化をおこない、未知パラメータのべき指数を推定する。対数化により各パラメータの桁の差が小さくなり、演算時の桁落ちを低減する効果が期待できる。空気圧ゴム人工筋の収縮率とパラメータの同時推定の適用法を以下に示す。

#### 4.3.1 対数化 UKF

過渡応答に影響を与えるパラメータ  $\hat{p} = [A_0 \ k_1 \ k_2 \ c_v]$  の対数化をおこなう。

$$\begin{aligned} p(k) &= \ln \hat{p}(k)^T \\ &= [\ln A_0(k) \ \ln k_1(k) \ \ln k_2(k) \ \ln c_v(k)]^T \end{aligned}$$

この未知パラメータを加えた拡大系の状態変数は、

$$z_L(k) = [x(k)^T p(k)^T]^T$$

となる。これよりモデル (2.1) を拡大系を以下のように書き換える。

$$z_L(k+1) = f_\sigma(z_L(k), u(k)) \text{ if } z_L(k) \in \mathcal{X}_\sigma \quad (4.3a)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} z_L(k) \quad (4.3b)$$

ルンゲクッタ法によって離散化をおこない、プロセスノイズ  $v \in \mathfrak{R}^5$  (平均値 0, 共分散行列  $Q$ )、観測ノイズ  $w \in \mathfrak{R}$  (平均値 0, 共分散行列  $R$ ) を加え、観測値を内圧値  $P$  のみに再構成した式を以下に示す。

$$\begin{aligned} z_L(k+1) &= f_\sigma(z_L(k), u(k)) + v(k) \text{ if } z_L(k) \in \mathcal{X}_\sigma \\ y(k) &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} z_L(k) + w(k) \end{aligned}$$

この離散化モデルを用いて UKF により推定する。

#### 4.3.2 実験概要と対数化 UKF の設定

本節では、実機の人工筋システムから得られる観測値 (人工筋の長さと内圧) を用い、対数化 UKF による収縮率と未知パラメータの同時推定を検討する。収縮率推定結果は、実機から得られる観測値 (収縮率) と推定値の誤差を未知パラメータ推定結果は、試行錯誤的に求めたパラメータと比較、評価する。人工筋の離散化モデル

を用いて対数化 UKF により収縮率と4つの未知パラメータを同時推定する．観測ノイズ  $R$  は、圧力センサの精度から  $R = 10^5$ ．拡張した状態変数の初期値  $z_L(0)$  は、先行研究<sup>17)</sup> から、 $z_L(0) = [0.198 \ 0 \ 3.26 \times 10^5 \ -16.962 \ 0.223 \ 0.207 \ 6.761]^T$ ，プロセスノイズ  $Q$ ，共分散行列の初期値  $P(0)$ ，スケーリングパラメータ  $\kappa$  は、試行錯誤的に調整し、 $Q = \text{diag}(10^{-5}, 0, 10^8, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6})$ ， $P(0) = \text{diag}(1 \times 10^{-4}, 1, 1 \times 10^8, 1, 1, 1, 1)$ ， $\kappa = 5$  とした．

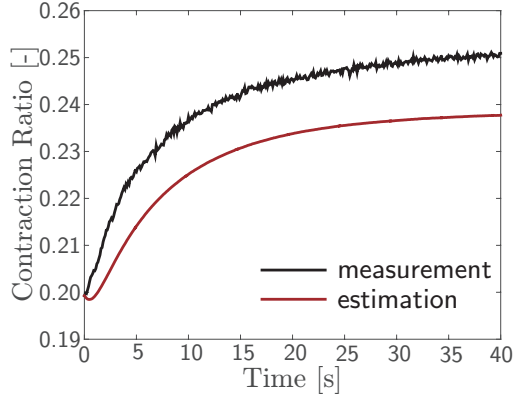
### 4.3.3 推定結果と考察

実験は、内圧を約3から約4気圧へのステップ入力を用いた．この時の入力電圧と内圧値を Fig. 4.6 に、対数化 UKF による収縮率とパラメータ推定結果を Fig. 4.5 に示す．青線が入力電圧、黒線が観測値、赤線が対数化 UKF による推定結果、緑線が収縮率推定誤差を示す．Fig. 4.7 は、試行錯誤的に求められた標本点数 282 点の未知パラメータの分布を示す．赤の破線が試行錯誤的に求めた最適パラメータかつ、推定値の初期値を示し、実線がパラメータ推定値を示す．

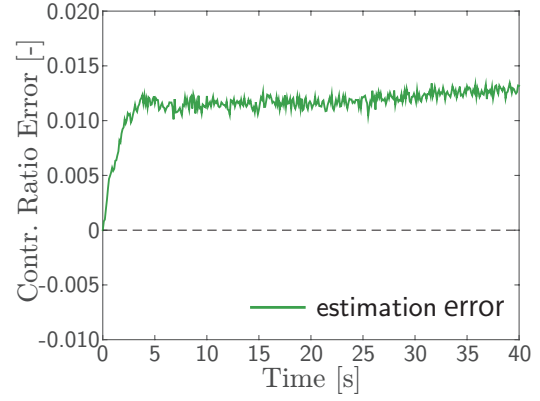
Figs. 4.5a,(b) から収縮率推定値は、徐々に推定誤差が大きくなりつつも、概ね 1% 程度の誤差で収まっている様子がわかる．続いて未知パラメータ推定は、Figs. 4.5c - (f) から各パラメータにおいて大きく桁が異なるにも関わらず各パラメータが推定されている．しかし Fig. 4.5d は、一意に収束しなかった．また、試行錯誤的にパラメータを調整したが収縮率推定誤差は、1% 程度の誤差が生じ、 $k_2$  は、収束しなかった．これより収縮率推定値と  $k_2$  の値は、他のパラメータよりも強い相関があり、大きく影響を受けてしまっていると考えられる．また推定誤差の主な原因は、過渡応答に影響を与えるパラメータよりも、モデル化誤差や他の未知パラメータによるものだと考えられる．

Fig. 4.7 から各パラメータの推移と分布を比較すると初期値は、 $\hat{p}(0) = [4.30 \times 10^{-8}, 1.25, 1.23, 864.0]$ ，推定結果は、 $\hat{p}(4000) = [4.04 \times 10^{-8}, 1.16, 1.26, 864.1]$  となった．これより、試行錯誤的に求めた有効なパラメータの分布内に推定結果が収まることがわかる．すなわち、推定によって求めたパラメータが有効な値を持つことが確認できる．

以上から、対数化 UKF を用いた収縮率と未知パラメータの同時推定により、各パラメータと収縮率推定誤差の相関性と、推定により求めたパラメータが有効な値を持つことを確認した．



(a) estimation and measured value of contraction ratio



(b) estimation error of contraction ratio

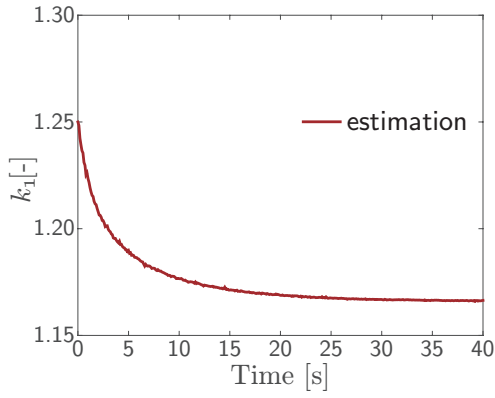
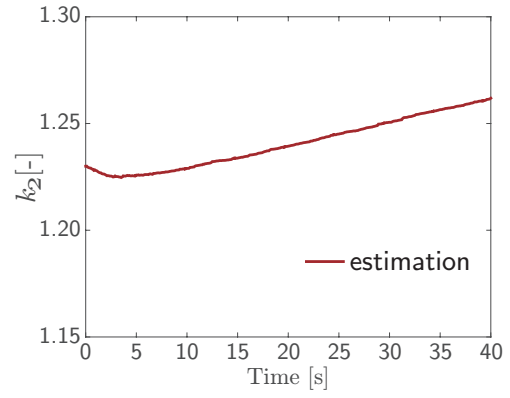
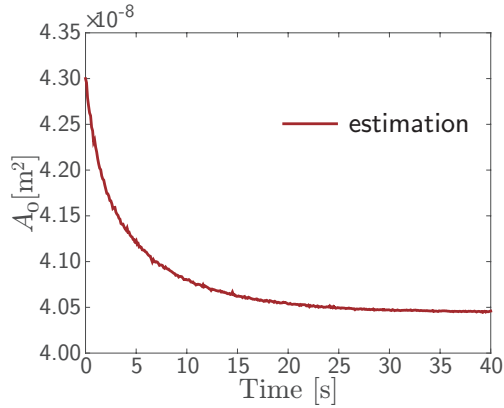
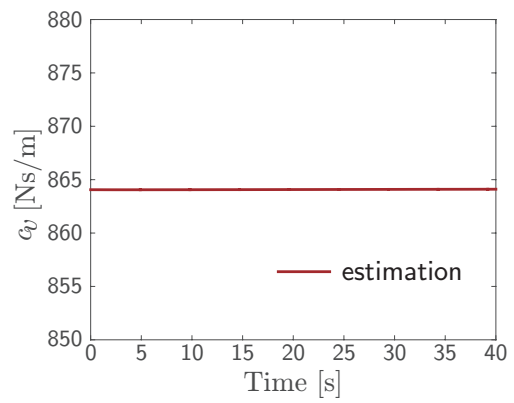
(c) estimation value of  $k_1$ (d) estimation value of  $k_2$ (e) estimation value of  $A_0$ (f) estimation value of  $c_v$ 

Fig. 4.5: simultaneously estimation using log normalized UKF

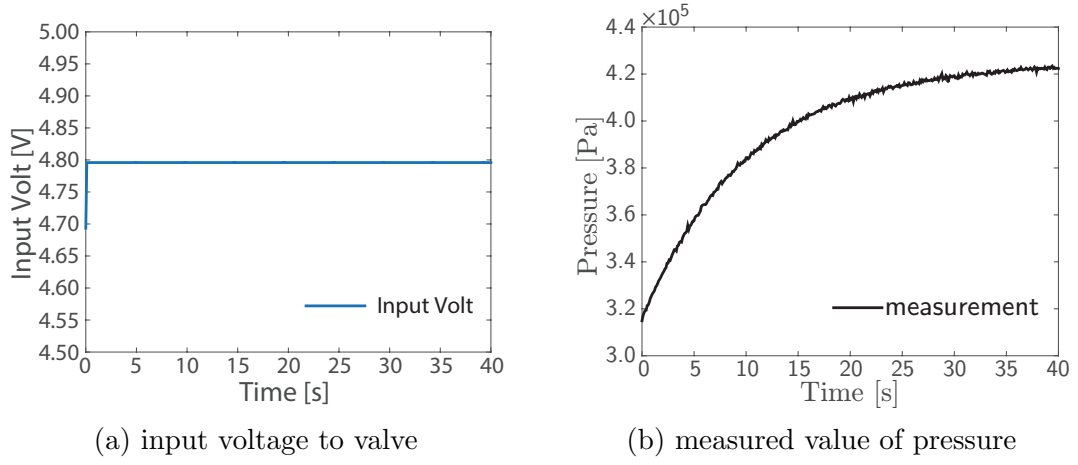


Fig. 4.6: input voltage and output pressure

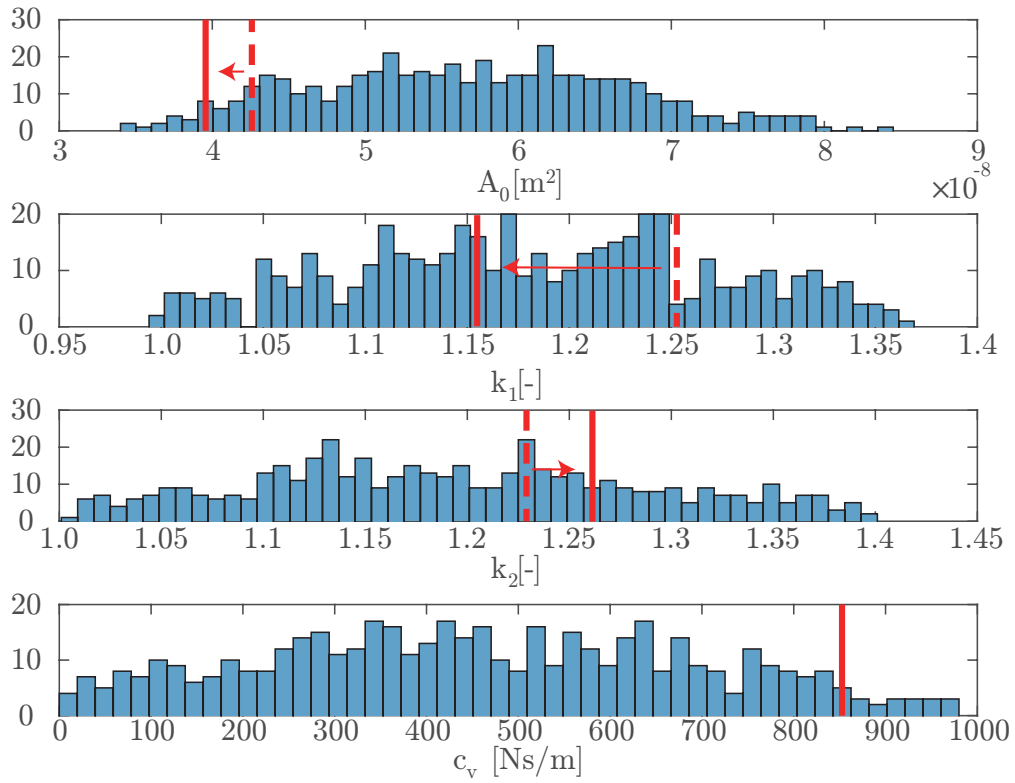


Fig. 4.7: comparison of unknown parameters distribution of 282 sample points with estimation value

## 第5章 おわりに

本章では，本論文のまとめ，および，今後の課題と展望を述べる．

### 5.1 まとめ

本論文では，まず人工筋システムに対し，非線形カルマンフィルタの UKF と EnKF を 2 種類の人工筋に対してオフライン推定をおこない，推定精度と演算時間の 2 点から比較をおこなった．結果から UKF の方が EnKF よりも推定精度，演算時間両点から有効であることが確認できた．これより，UKF を実機に実装しオンライン推定をおこない，オフライン推定時と同様な結果を確認することができた．このことから，人工筋システムにおいてリアルタイムでの収縮率推定を行うことが確認できた続いて，UKF を用いて空気圧ゴム人工筋の収縮率と 4 つの未知パラメータを同時推定した．収縮率推定値とセンサで観測した収縮率の実測値，パラメータ推定値と試行錯誤により求めたパラメータ値を比較した．結果から収縮率の推定精度は，従来の UKF を用いた場合と同様な値であり，各未知パラメータは，分布内に収まることを確認した．これより，期待していた収縮率推定精度の向上は，達成できなかったが未知パラメータを逐次的な修正を実現した．

### 5.2 今後の課題と展望

今後の課題として，つぎに示す 2 点が挙げられる．1 点目は， $k_2$ ， $c_v$  と収縮率推定値の相関性の検証である今回の同時推定で， $k_2, c_v$  の値が収縮率の推定結果と相関があるようにみられるため，これらのパラメータの解析を行う必要がある．2 点目は，定常応答における未知パラメータを含んだ同時推定があげられる．今回過渡応答に影響を与える未知パラメータのみの同時推定をおこなった．この同時推定手法を更に拡張し，定常応答に影響を与える未知パラメータについても同時推定をおこなうことで，経年劣化や環境によって変化する未知パラメータの逐次的な修正が期待される．

## 参考文献

- 1) 総務省統計局. 人口推計. <http://www.stat.go.jp/data/jinsui/pdf/201501.pdf>, 2015.
- 2) 独立行政法人福祉医療機構. 要介護 (要支援) 認定者数 全国合計. <http://www.wam.go.jp/wamappl/00youkaigo.nsf/vAllArea/201410?Open>, 2014.
- 3) C. P. Chou and B. Hannaford. Measurement and modeling of mckibben pneumatic artificial muscles. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 12, No. 1, pp. 90–102, 1996.
- 4) B. S. Kang, C. S. Kothera, B. K. S. Woods, and N. M. Wereley. Dynamic modeling of mckibben pneumatic artificial muscles for antagonistic actuation. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 20, No. 2, pp. 182–187, 2009.
- 5) B. Tondu and P. Lopez. Modeling and control of mckibben artiicial muscle robot actuators. *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 20, No. 2, pp. 15–38, 2000.
- 6) G. A. Medrano-Cerda, C. J. Bowler, and D. G. Caldwell. Adaptive position control of antagonistic pneumatic muscle actuators. In *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 378–383, 1995.
- 7) D. W. Repperger, C. A. Phillips, and M. Krier. Controller design involving gain scheduling for a large scale pneumatic muscle actuator. In *IEEE International Conference on Control Applications*, Vol. 1, pp. 285–290, 1999.
- 8) Y. Honda, F. Miyazaki, and A. Nishiawa. Angle control of pneumatically driven musculoskeletal model using antagonistic muscle ratio and antagonistic muscle activity. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pp. 1722–1727, 2010.



- 9) T. Itto and K. Kogiso. Hybrid modeling of mckibben pneumatic artificial muscle systems. *2011 Joint IEEE International Conference on Industrial Technology and 43rd Southeastern Symposium on System Theory*, pp. 57–62, 2011.
- 10) 石川貴大, 岡部篤, 西山悠, 小木曾公尚. 空気圧人工筋の製品種別 に関する識別器の構成. 第3回 計測自動制御学会 制御部門マルチシンポジウム, p. 10, 3 2016.
- 11) A. Okabe and K. Kogiso. Application of particle swarm optimization to parameter estimation of mckibben pneumatic artificial muscle model. *IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems, Networks, and Applications*, pp. 49–54, 10 2016.
- 12) 内藤諒, 小木曾公尚, 杉本謙二. 圧力依存のクーロン摩擦を用いた空気圧ゴム人工筋モデル. pp. 5G2–5, 2014.
- 13) S. J. Julier, J. K. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte. A new approach for filtering nonlinear systems. In *American Control Conference*, Vol. 3, pp. 1628–1632, 1995.
- 14) 山北昌毅. UKF(Unscented Kalman Filter)って何? システム/制御/情報, 第50巻, 第7号, 2006.
- 15) G. Evensen. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research*, Vol. 99, No. C5, pp. 10,143–10,162, 5 1994.
- 16) M. Yamakita, Y. Musha, and G. Kinoshita. Comparative study of simultaneous parameter-state estimations. In *International Conference on Control Applications*, Vol. 2, pp. 1621–1626, 2004.
- 17) K. Urabe and K. Kogiso. Hybrid nonlinear model of mckibben pneumatic artificial muscle systems incorporating a pressure-dependent coulomb friction coefficient. In *IEEE Multi-conference on Systems and Control*, pp. 1571–1578, 2015.
- 18) R. Kikuuwe, N. Takesue, A. Santo, H. Mochiyama, and H. Fujimoto. Admittance and impedance representations of friction based on implicit euler integration. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 22, No. 6, pp. 1176–1188, 2006.

## 業績リスト

- 1) 小玉, 岡部, 小木曾 : 対数化 UKF を用いた空気圧ゴム人工筋の収縮率とパラメータの同時推定, 第 58 回 自動制御連合講演会, 1G2-3, 2015/11/14-11/15.
- 2) 小玉, 小木曾 : McKibben 型空気圧ゴム人工筋の状態推定に関する実験的考察, 第 59 回システム制御情報学会研究発表講演会, 212-1, 2015/05/20-05/22.
- 3) 小玉, 小木曾, 中野 : UKF を用いた空気圧ゴム人工筋の収縮率推定, 第 2 回計測自動制御学会 制御部門マルチシンポジウム, 631-4, 2015/03/04-03/07.
- 4) T. Kodama, A. Okabe and K. Kogiso: Simultaneous Estimation of Contraction Ratio and Parameter of McKibben Pneumatic Artificial Muscle Model Using Log-Normalized Unscented Kalman Filter, *IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems, Networks, and Applications*, pp. 44-48, 2016/10/6-10/7.
- 5) T. Kodama and K. Kogiso: Applications of UKF and EnKF to Estimation of Contraction Ratio of McKibben Pneumatic Artificial Muscles, *IEEE American Control Conference*, 2017/5/24-5/26.

# 付録 A 空気圧ゴム人工筋の数理モデル

<sup>12)</sup>にて提案されている空気圧ゴム人工筋の数理モデル式 (2.1) を構成する各物理式について以下に記す.

## A.1 人工筋の収縮力

人工筋の収縮力は, 仮想仕事の原理より, 人工筋の収縮率  $\epsilon$  と内圧  $P$  の関数としてモデル化できることが知られている<sup>3) 5)</sup>. 提案モデルでは, さらに, 人工筋のメッシュが非伸縮とし, その幾何学的構造の考慮, そして, 人工筋端部の形状に関する補正係数  $C_{q1}(M)$ ,  $C_{q2}(M)$  の経験的な修正を加え, 人工筋の収縮力  $F$  を以下のように表す.

$$F(P(t), \epsilon(t)) = AP_g \left[ \frac{3}{\tan^2 \theta(M)} \times \{1 - C_{q1}(M)(1 + e^{C_{q2}(M)P_g})\epsilon(t)\}^2 - \frac{1}{\sin^2 \theta(M)} \right]$$

ただし,  $A = \frac{\pi D_0^2}{4}$ ,  $P_g = P(t) - P_{out}$  とする.

## A.2 負荷の運動方程式

Fig. 2.1 に示す人工筋に吊るした負荷の運動方程式を, つぎのように定める.

$$ML\ddot{\epsilon}(t) = F(P, \epsilon(t)) - Mg + F_{ten}(\epsilon) - F_f(t)$$

ここで,  $F_{ten}$ ,  $F_f$  は, それぞれ, 弾性力, 摩擦力を表す. まず弾性力  $F_{ten}$  は, 人工筋の内圧が大気圧と同程度の場合に生じる力で, 人工筋自然長  $L_0$  と負荷を吊るし

た時の長さ  $\dot{L}_0$  の差により生じるものと捉える.

$$F_{ten}(\epsilon(t)) = \begin{cases} -K(M)\{L_0 - L(1 - \epsilon(t))\}^3 & \text{if } \epsilon(t) \leq \frac{L-L_0}{L} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで,  $K$  は, 長さの差の 3 乗に比例する弾性係数で, 経験則から定めた. つぎに, 摩擦力  $F_f$  は, 離散時間摩擦モデル<sup>18)</sup>を採用し, 以下のように表す.

$$F_f = \begin{cases} (c_c(M) \operatorname{sgn}(\epsilon_i^v) + c_v \epsilon_i^v)/(1 + Z c_v) & \text{if } \epsilon_i^v < Z c'_c \\ \epsilon_i^v / Z & \epsilon_i^v \geq Z c'_c \end{cases}$$

ただし, サンプルング時間  $T_{stp}$  とし,  $Z = T_{stp}/(ML_0)$  とする. また, オイラー法を用いて  $\dot{\epsilon}$  を離散化した収縮率速度  $\epsilon^v$  は,  $\epsilon_i^v = \epsilon_{i-1}^v + Z F_0$  で求まる. この時,  $i = 1, 2, \dots$  とする. ここで  $c'_c$  については以下に記す.

### A.3 圧力に依存するクーロン摩擦

クーロン摩擦力  $c'_c$  は, 内圧  $P$  に依存する以下の式で表される.

$$c'_c = h \frac{c_c(M)}{P}$$

ここで,  $h = 1.3 \times 10^5$  であり, 経験的に導入した係数である.

### A.4 人工筋の体積

人工筋内部の体積  $V$  を解析的に求めることは, 人工筋の端部の影響により困難である. そこで, 体積  $V$  を収縮率  $\epsilon$  の 2 次多項式で近似する.

$$V(t) = D_1 \epsilon(t)^2 + D_2 \epsilon(t) + D_3$$

ここで, 係数  $D_1, D_2, D_3$  は実験により定める.

### A.5 人工筋の圧力変化

人工筋内部の圧力変化  $\dot{P}$  は, 人工筋内部理想気体の熱エネルギー保存則より導ける [42].

$$\dot{P}(t) = \gamma_1 \frac{RT}{V(t)} m(t) - \gamma_2 \frac{\dot{V}(t)}{V(t)} P(t)$$

ここで,  $\gamma_1, \gamma_2 \in [1, 1.4]$  は, ポリトロップ指数,  $m$  は制御弁から人工筋へ流れる圧縮空気の質量流量である.

## A.6 制御弁を通過する質量流量

流量制御弁は, 高圧タンクからの流入と大気中への流出が同時に起こり, その差異で人工筋内圧を減圧および加圧する仕組みである. そこで, 本論文のモデルでは, 弁内部に仮想の小孔が存在するとし, 圧縮空気の正味の流入出量をモデル化する. 圧力タンクからの流入量  $m_i$ , 大気中への流出量  $m_o$  を用いて, オリフィスを通過する正味の質量流量  $m$  をつぎのように定める.

$$m(t) = \alpha(t)m_i(t) - (1 - \alpha(t))m_o(t)$$

ここで,  $\alpha \in [0, 1]$  は制御弁の開度に相当し, 制御弁への指令電圧  $u$  に依存するので,  $\alpha = \kappa(u)$  と表せる. このとき,  $\kappa$  は, 単調増加関数であり,  $u \in \mathcal{U} = [\kappa^{-1}(0), \kappa^{-1}(u)]$  である. 流体の質量流量  $m_i$  と  $m_o$  は,

$$m_{i,o}(t) = \begin{cases} A_0 \frac{P_1}{\sqrt{T}} \sqrt{\frac{\gamma}{R}} \left(\frac{2}{\gamma+1}\right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma-1}} & \text{if } P_2 \leq P_1 \left(\frac{2}{\gamma+1}\right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}} \\ A_0 \frac{P_1}{\sqrt{T}} \sqrt{\frac{2\gamma}{R(\gamma-1)}} \left(\frac{P_2}{P_1}\right)^{\frac{1}{\gamma}} \sqrt{1 - \left(\frac{P_2}{P_1}\right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}}} & \text{if } P_2 > P_1 \left(\frac{2}{\gamma+1}\right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}} \end{cases}$$

で示される通り, 上流側圧力  $P_1$  と下流側圧力  $P_2$  の比によって変化する. ここで,  $m_i$  では,  $P_1 = P_{\text{tank}}, P_2 = P(t)$  に, また,  $m_o$  では,  $P_1 = P(t), P_2 = P_{\text{out}}$  にそれぞれ対応する.

Table A.1: variables and Parameters of PAM system

variables	$l$	: length of PAM [m]
	$\epsilon = \frac{L-l}{L}$	: contraction ratio [-]
	$\dot{\epsilon} = \frac{d\epsilon}{dt}$	: speed of contraction ratio[-]
	$P$	: absolute internal gas pressure[Pa]
	$V$	: volume of PAM[m <sup>3</sup> ]
	$m$	: mass flow rate in the valve [kg/s]
parameters determined by environment	$D_0$	: initial diameter of PAM [m]
	$L_0$	: natural length of PAM [m]
	$L$	: initial length of PAM after a weight loaded [m]
	$D_1, D_2, D_3$	: coefficients of polynominal [m <sup>3</sup> ]
	$M$	: mass of the weight [kg]
	$g$	: gravitational acceleration [m/s <sup>2</sup> ]
	$P_{tank}$	: source absolute pressure [Pa]
	$P_{out}$	: atmospheric pressure [Pa]
	$k$	: specific heat ratio for air [-]
	$R$	: ideal gas constant [J/kg K]
	$T$	: absolute temperature [K]
	$h$	: correction coefficient for Coulomb friction [1/Pa]
for steady state	$K(M)$	: coefficient of elasticity [N/m <sup>3</sup> ]
	$\theta(M)$	: angle of mesh [rad]
	$C_{q1}(M)$	: correction coefficients [-]
	$C_{q2}(M)$	: correction coefficients [1/Pa]
	$c_c(M)]$	: modified Coulomb friction [N]
for transient	$A_0$	: orifice area of control valve [m <sup>2</sup> ]
	$\gamma_1, \gamma_2$	: polytropic indexes [-]
	$c_v$	: viscous friction coefficient [Ns/m]

## 謝辞

本論文の提案，方針の御指導，論文執筆の手順，発表練習，学会参加など多岐に渡り，多大な御指導を賜りました小木曾公尚准教授に心より御礼申し上げます．

人工筋に関する制御理論や実験装置に対し，御助言やアイデア，実験データ取得の手伝いをして頂いた人工筋班の皆様に心より感謝申し上げます．

最後に，本論文を通じてアドバイスや活発な議論にお付き合い頂いた，小木曾研究室の皆様に厚く御礼申し上げます．